



**ITS**  
Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

**TUGAS AKHIR - IS184853**

**PERAMALAN HARGA SAHAM DENGAN  
MENGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR  
REGRESSION (SVR)**

***STOCK PRICE FORECASTING USING SUPPORT  
VECTOR REGRESSION (SVR)***

**ELSA SIFFANA HEDIANTI**

**NRP 05211540000014**

**Dosen Pembimbing**

**Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.**

**DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI**

**Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi**

**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

**Surabaya 2019**



**TUGAS AKHIR - IS184853**

**PERAMALAN HARGA SAHAM DENGAN  
MENGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR  
REGRESSION (SVR)**

**ELSA SIFFANA HEDIANTI**  
**NRP 05211540000014**

**Dosen Pembimbing**  
**Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.**

**DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI**  
**Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi**  
**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**  
**Surabaya 2019**



**UNDERGRADUATE THESIS - IS184853**

# **STOCK PRICE FORECASTING USING SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)**

**ELSA SIFFANA HEDIANTI**  
**NRP 05211540000014**

**Supervisor**  
**Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.**

**INFORMATION SYSTEM DEPARTMENT**  
**Information Technology and Communication Faculty**  
**Sepuluh Nopember Institute of Technology**  
**Surabaya 2019**



## LEMBAR PENGESAHAN

### PERAMALAN HARGA SAHAM DENGAN MENGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)

#### TUGAS AKHIR

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh  
Gelar Sarjana Komputer

pada

Departemen Sistem Informasi

Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**ELSA SIFFANA HEDIANTI**

NRP. 05211540000014

Surabaya, Januari 2019

**KEPALA**

**DEPARTEMEN SISTEM INFORMASI**



**Mahendrawati ER, S.T., M.Sc., Ph.D**

NIP. 19761011 200604 2 001





## LEMBAR PERSETUJUAN

### PERAMALAN HARGA SAHAM DENGAN MENGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)

#### TUGAS AKHIR

Disusun Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh  
Gelar Sarjana Komputer  
pada  
Departemen Sistem Informasi  
Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**ELSA SIFFANA HEDIANTI**

NRP. 05211540000014

Disetujui oleh Tim Penguji : Tanggal Ujian : Januari 2019  
Periode Wisuda : Maret 2019

**Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.**

(Pembimbing I)

**Ahmad Muklasari, S.Kom., M.Sc., Ph.D.**

(Penguji I)

**Radityo Prasetyanto W., S.Kom., M.Kom.**

(Penguji II)





# **PERAMALAN HARGA SAHAM DENGAN MENGUNAKAN METODE *SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)***

**Nama Mahasiswa** : Elsa Siffana Hedianti  
**NRP** : 05211540000014  
**Departemen** : Sistem Informasi FTIK-ITS  
**Pembimbing I** : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

## **ABSTRAK**

*Harga saham sangat berpengaruh dalam perkembangan ekonomi. Permasalahan ketidakpastian harga saham memiliki risiko yang besar bagi para investor dan pelaku bisnis terkait. Hal tersebut membuat peramalan harga saham yang akurat dapat membantu dalam pengambilan keputusan finansial. Data harga saham merupakan data finansial yang kompleks, memiliki banyak noise, bersifat non – linear dan tidak stasioner, oleh karenanya diperlukan model yang mampu meramalkan dengan ciri – ciri data seperti data finansial tersebut.*

*Support Vector Mechine Regression (SVR) adalah adaptasi dari machine learning berdasar klasifikasi model regresi dari Support Vector Machine (SVM). SVR merupakan metode yang dapat menyelesaikan permasalahan estimasi non-linear sehingga bisa digunakan untuk meramalkan harga saham. Peramalan harga saham dengan menggunakan model SVR akan dibantu dengan optimasi parameter yaitu Fruit Fly Optimization Algorithm (FOA). Adapun variabel terikat yang digunakan dalam penelitian ini adalah data close price harga saham harian dan variabel terbuka adalah data open price, high price, low price, volume harga saham harian, serta data exchange rate IDR-USD.*

*Model SVR dengan bantuan FOA untuk pencarian parameter optimal dapat digunakan untuk meramalkan harga saham harian. Hasil analisa menunjukkan bahwa model SVR dengan parameter  $C$  adalah 9139.009142607989,  $\varepsilon$  adalah*

1.0219421008384209, dan  $\gamma$  adalah 381.67717950346355 merupakan model SVR yang terbaik untuk melakukan peramalan harga saham harian. Hal ini ditunjukkan dari nilai MAPE yang didapatkan adalah 0.020666150003759407%.

Hasil peramalan masa mendatang dengan menggunakan metode SVR menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan moving average (MA) yaitu dengan nilai MAPE peramalan model SVR adalah 0,0023% lebih baik dibandingkan nilai MAPE peramalan model MA yaitu 2,3%.

**Kata Kunci:** *Harga Saham, Forecasting, Support Vector Regression, Fruit Fly Optimization Algorithm*

## ***STOCK PRICE FORECASTING USING SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)***

**Name** : Elsa Siffana Hedianti  
**NRP** : 05211540000014  
**Department** : Information System FTIK-ITS  
**Supervisor** : Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom.

### **ABSTRACT**

*Stock prices are very influential in economic development. The issue of uncertainty in stock prices has a big risk for investors and related business people. This makes accurate stock price forecasting can help in financial decision making. Stock price data is complex financial data, has a lot of noise, is non - linear and not stationary, therefore a model that is capable to forecast with data characteristics like those financial data is needed.*

*Support Vector Mechine Regression (SVR) is an adaptation of machine learning based on regression model classification of Support Vector Machine (SVM). SVR is a method that can solve non-linear estimation problems so that it can be used to forecast stock prices. Forecasting stock prices using the SVR model will be assisted by parameter optimization, that is Fruit Fly Optimization Algorithm (FOA). The dependent variable used in this study is close price data of daily stock prices and the open variables are data open price, high price, low price, volume of daily stock prices, and IDR-USD exchange rate data.*

*The SVR model with FOA assistance for optimal tuning parameter can be used to forecast daily stock prices. The analysis result shows that the SVR model with C parameter value 9139.009142607989,  $\epsilon$  value 1.0219421008384209, and  $\gamma$  value 381.67717950346355 is the best SVR model for forecasting daily stock prices. This is indicated by the MAPE value obtained, that is 0.020666150003759407%.*

*The result of future forecasting by using SVR method give a better accuracy compared to Moving Average (MA) method with MAPE value of SVR model was 0.0023% better than MAPE value of MA model, that was 2,3%.*

***Keywords: Stock Prices, Forecasting, Support Vector Regression, Fruit Fly Optimization Algorithm***

## KATA PENGANTAR

Dengan mengucapkan rasa syukur kepada Tuhan Yang Maha Pengasih dan Maha Penyayang atas izin-Nya penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul **“Peramalan Harga Saham Dengan Menggunakan Metode Support Vector Regression (SVR)”** yang menjadi salah satu syarat kelulusan di Departemen Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Pengerjaan Tugas Akhir ini tidak akan berjalan dengan mudah apabila penulis tidak diiringi oleh pihak-pihak yang selalu memberi dukungan, saran, dan doa. Secara khusus penulis mengucapkan terima kasih banyak kepada:

1. Allah SWT, yang selalu memberikan kenikmatan yang luar biasa dalam memberikan ketenangan, kemudahan, kelancaran dan dukungan kepada penulis melalui orang – orang baik yang ada disekeliling penulis.
2. Papa, Mama, dan seluruh keluarga besar penulis, yang selalu memberikan dukungan dan doanya untuk kelancaran Tugas Akhir ini, selalu menyemangati penulis tanpa lelah dan memberikan penulis ketegaran dalam mengerjakan Tugas Akhir.
3. Ibu Wiwik Anggraeni, S.Si., M.Kom. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan arahan dan bimbingan, serta memberikan motivasi hingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
4. Bapak Ahmad Mukhlason, S.Kom., M.Sc., Ph.D. , Faizal Mahananto, S.Kom, M.Eng., Ph.D. dan Radityo Prasetyanto, W, S.Kom, selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membuat kualitas penelitian ini lebih baik lagi.
5. Bapak Apol Pribadi, S.T., M.T. selaku dosen wali penulis yang telah memberikan arahan dan dukungan kepada penulis selama masa perkuliahan.
6. Sahabat terdekat penulis, Erica Maulidina B, Novia Karunia NA, Firdha Rizki A, Nasywa Ibtisamah, dan Arifah Kinasih, yang selalu menemani dan menjadi

- pendengar keluh kesah penulis selama perkuliahan dan pengerjaan Tugas Akhir ini.
7. Geavanny Elok F, Sarah Chairina M, Nisrina Fano, Savira Jatnika, Hilda Hanum, Rahadhiwardaya M, dan seluruh Member RDIB 2018, yang telah memberikan dukungan dan menjadi teman diskusi selama pengerjaan Tugas Akhir berlangsung.
  8. Galih Khairulfalah S, Sukma Dita, Avida Marisa, Dimas Trio K, Istina Nisa' A, Shintia Mardiana, dan Ardhia Nida, yang selalu mendengarkan segala keluh kesah dan kegundahan penulis, memberikan nasihat – nasihat dan menghibur penulis, serta selalu mendoakan dan mendukung penulis.
  9. Ferdian Widyatama, yang telah banyak membantu penulis selama perkuliahan, menjadi penasihat perkuliahan penulis dan memberikan dukungan optimisme dalam pengerjaan Tugas Akhir ini.
  10. Nabil Haidarrahan Pribadi, yang telah memberikan dukungan, menjadi pendengar keluh kesah penulis dan membuka pola pikir penulis selama masa pengerjaan Tugas Akhir.
  11. Gilang Dimizza M, Inge Ghaisantifany, Al Lilah Nur H, Dhania Pratita, Cut Alna Fadhillah, yang telah mendengarkan curhatan penulis, menyemangati penulis, menghibur penulis di kala sedih.
  12. Redian Galih I, Nadhif Ikbar S dan Hendro Tubagus, yang telah membantu penulis untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini.
  13. Teman - teman LANNISTER (Sistem Informasi 2015), terima kasih telah mewarnai kehidupan penulis selama perkuliahan.
  14. Pemandu LKMM TM ITS 2019, yang telah sabar dalam memberikan dukungan terhadap penulis dan memberi warna baru dalam perkuliahan terakhir penulis.
  15. Teman – teman KP BADA NGL 2018 (Emil, Lifa, Nasy, Ananta, Kevin, Lathif, dan Geng Badak UI – ITS), yang telah memberikan warna baru dalam kehidupan sosial



penulis selama magang dan memberikan pandangan baru untuk pola pikir penulis.

16. Member Penghuni IDDA, yang telah menghibur dan memberikan dukungan terhadap penulis.
17. PSDM Berarti, HRD Transform, Pemandu Phoenix dan Xcalibur, yang telah memberikan banyak pelajaran hidup semasa perkuliahan untuk penulis.

Terima kasih atas segala doa, dukungan dan bantuan yang telah diberikan kepada penulis selama perkuliahan ini. Semoga semua kebaikan yang diberikan kepada penulis senantiasa diberikan kerberkahan oleh Allah SWT.

Penulis menyadari bahwa pengerjaan Tugas Akhir ini masih memiliki banyak kekurangan dan belum sempurna. Mohon maaf atas segala kekurangan dan kesalahan yang dibuat penulis dalam Tugas Akhir ini. Penulis berharap kesediaan dalam memberikan saran dan masukan yang membangun terkait Tugas Akhir ini. Semoga buku Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi pembaca.

Surabaya, 10 Januari 2018

Elsa Siffana Hedianti

*(Halaman sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	i
LEMBAR PERSETUJUAN.....	iii
ABSTRAK.....	i
ABSTRACT.....	iii
KATA PENGANTAR .....	v
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR .....	xii
DAFTAR TABEL.....	ii
DAFTAR KODE PROGRAM.....	ii
BAB I PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Permasalahan.....	3
1.4 Tujuan.....	4
1.5 Manfaat .....	4
1.6 Relevansi.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	7
2.1 Penelitian Sebelumnya .....	7
2.2 Harga Saham.....	10
2.3 Peramalan .....	10
2.4 Support Vector Regression .....	11
2.5 Fruit Fly Optimization Algorithm .....	13
2.6 Metode Pengukuran Performa Hasil Prediksi.....	14
2.7 Uji Korelasi.....	15
BAB III METODOLOGI .....	17
3.1 Diagram Metodologi .....	17
3.2 Identifikasi Permasalahan .....	18
3.3 Studi Literatur .....	18
3.4 Pengumpulan Data .....	19
3.5 Uji Korelasi.....	19
3.6 Pre – Processing Data .....	19
3.7 Tuning Parameter.....	20
3.8 Prediksi Dengan SVR .....	20
3.9 Analisis Performa Prediksi.....	21

3.10	Penyusunan Buku Tugas Akhir .....	21
BAB IV PERANCANGAN .....		23
4.1	Pengumpulan dan Pra-Processing Data .....	23
4.1.1	Pengumpulan Data .....	23
4.1.2	Uji Korelasi .....	23
4.1.3	Pra-Processing Data .....	24
4.2	Tuning Parameter .....	24
4.3	Pemodelan SVR .....	26
4.3.1	Rancangan Uji Coba Model SVR .....	26
4.3.2	Peramalan SVR .....	26
4.4	Analisis Performa Model .....	27
BAB V IMPLEMENTASI .....		29
5.1	Pengumpulan dan Pra-Processing Data .....	29
5.2	Uji Korelasi .....	31
5.3	Tuning Parameter .....	31
5.3.1	Konfigurasi Parameter FOA .....	31
5.3.2	Pencarian Parameter dengan FOA .....	32
5.4	Implementasi Model SVR .....	36
5.4.1	Load Data Aktual .....	36
5.4.2	Peramalan SVR .....	37
5.5	Analisis Performa Model .....	39
BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN .....		41
6.1	Hasil Pra-Processing Data .....	41
6.2	Hasil Uji Korelasi .....	41
6.2.1	Hasil Uji Korelasi Unilever .....	41
6.2.2	Hasil Uji Korelasi Kalbe Farma .....	42
6.3	Hasil Pencarian Parameter FOA .....	43
6.4	Peramalan Tanpa Tuning Parameter .....	45
6.4.1	Parameter Acak .....	45
6.4.2	Parameter FOA Penelitian Sebelumnya .....	46
6.5	Hasil Peramalan Data Aktual Training .....	47
6.5.1	Peramalan dengan Variabel Open .....	47
6.5.2	Peramalan dengan Variabel High .....	48
6.5.3	Peramalan dengan Variabel Low .....	49
6.5.4	Peramalan dengan Variabel Volume .....	50
6.5.5	Peramalan dengan Variabel Exchange Rate .....	51
6.5.6	Peramalan dengan Semua Variabel .....	52

6.6 Hasil Permalan Data Testing .....	53
6.6.1 Peramalan dengan Variabel Open .....	54
6.6.2 Peramalan dengan Variabel High .....	54
6.6.3 Peramalan dengan Variabel Low .....	55
6.6.4 Peramalan dengan Variabel Volume .....	56
6.6.5 Peramalan dengan Variabel Exchange Rate .....	57
6.6.6 Peramalan dengan Semua Variabel .....	58
6.7 Hasil Peramalan Data Saham Lain .....	59
6.7.1 Peramalan dengan Variabel Open .....	60
6.7.2 Peramalan dengan Variabel High .....	60
6.7.3 Peramalan dengan Variabel Low .....	61
6.7.4 Peramalan dengan Variabel Volume .....	62
6.7.5 Peramalan dengan Variabel Exchange Rate .....	63
6.7.6 Peramalan dengan Semua Variabel .....	64
6.8 Analisis Hasil Peramalan .....	65
6.9 Hasil Peramalan Masa Mendatang .....	68
<b>BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>	<b>71</b>
7.1 Kesimpulan .....	71
7.2 Saran .....	72
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>75</b>
<b>BIODATA PENULIS .....</b>	<b>79</b>
<b>LAMPIRAN A. DATA AKTUAL.....</b>	<b>81</b>
<b>LAMPIRAN B. HASIL TUNING PARAMETER.....</b>	<b>83</b>
<b>LAMPIRAN C. HASIL PERAMALAN .....</b>	<b>85</b>

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1. 1 <i>flowchart</i> metode pengerjaan tugas akhir.....	17
Gambar 5. 1 Jumlah <i>close price</i> PT. Unilever Indonesia.....	30
Gambar 5. 2 Jumlah <i>close price</i> PT. Kalbe Farma Tbk .....	30
Gambar 6. 1 Uji Korelasi Unilever.....	41
Gambar 6. 2 Uji Korelasi Kalbe Farma .....	42
Gambar 6. 3 Hasil iterasi FOA Parameter Optimal .....	45
Gambar 6. 4 Peramalan dengan Parameter Acak.....	46
Gambar 6. 5 Peramalan dengan parameter penelitian sebelumnya .....	47
Gambar 6. 6 Peramalan data <i>training</i> dengan var <i>open</i> .....	48
Gambar 6. 7 Peramalan data <i>training</i> dengan var <i>high</i> .....	49
Gambar 6. 8 Peramalan data <i>training</i> dengan var <i>low</i> .....	50
Gambar 6. 9 Peramalan data <i>training</i> dengan var <i>vol</i> .....	51
Gambar 6. 10 Peramalan data <i>training</i> dengan var <i>ex rate</i> ....	52
Gambar 6. 11 Peramalan data <i>training</i> dengan semua variabel . .....	53
Gambar 6. 12 Peramalan data <i>testing</i> dengan var <i>open</i> .....	54
Gambar 6. 13 Peramalan data <i>testing</i> dengan var <i>high</i> .....	55
Gambar 6. 14 Peramalan data <i>testing</i> dengan var <i>low</i> .....	56
Gambar 6. 15 Peramalan data <i>testing</i> dengan var <i>volume</i> .....	57
Gambar 6. 16 Peramalan data <i>testing</i> dengan var <i>ex rate</i> .....	58
Gambar 6. 17 Peramalan data <i>testing</i> dengan semua variabel .....	59
Gambar 6. 18 Peramalan saham lain dengan var <i>open</i> .....	60
Gambar 6. 19 Peramalan saham lain dengan var <i>high</i> .....	61
Gambar 6. 20 Peramalan saham lain dengan var <i>low</i> .....	62
Gambar 6. 21 Peramalan saham lain dengan var <i>volume</i> .....	63
Gambar 6. 22 Peramalan data saham lain dengan var <i>ex rate</i> .....	64
Gambar 6. 23 Peramalan saham lain dengan seluruh variabel.....	65
Gambar 6. 24 Hasil peramalan dengan SVR .....	69
Gambar 6. 25 Hasil peramalan dengan MA .....	70

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*



## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Literatur 1 .....	7
Tabel 2. 2 Literatur 2 .....	7
Tabel 2. 3 Literatur 3 .....	8
Tabel 2. 4 Literatur 4 .....	9
Tabel 2. 5 Nilai MAPE.....	15
Tabel 4. 1 Parameter FOA.....	24
Tabel 4. 2 Inisiasi Variabel X dan Y FOA .....	25
Tabel 4. 3 Perencanaan Peramalan .....	27
Tabel 5. 1 Akurasi hasil peramalan .....	39
Tabel 6. 1 Hasil Percobaan FOA .....	43
Tabel 6. 2 Hasil akurasi semua model peramalan.....	66

## DAFTAR KODE PROGRAM

Kode Program 5. 1 Inisiasi X dan Y FOA.....	32
Kode Program 5. 2 Fungsi FOA.....	33
Kode Program 5. 3 Konfigurasi Parameter FOA.....	34
Kode Program 5. 4 Pencarian <i>best smell</i> FOA .....	35
Kode Program 5. 5 <i>Import library</i> Python.....	36
Kode Program 5. 6 <i>Load data</i> .....	37
Kode Program 5. 7 Peramalan model SVR .....	38
Kode Program 5. 8 <i>Export</i> hasil peramalan dalam csv .....	38
Kode Program 5. 9 Visualisasi Peramalan .....	38
Kode Program 5. 10 Fungsi MAPE dan MSE .....	39

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

Bab ini akan menjelaskan tentang pendahuluan pengerjaan tugas akhir yang meliputi latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, dan manfaat yang akan diperoleh dari penelitian tugas akhir ini.

### **1.1 Latar Belakang**

Pasar saham memiliki pengaruh yang besar terhadap perkembangan ekonomi. Adapun pasar saham sangat didukung oleh pemerintahan dan telah disahkan undang – undang mengenai penyelenggaraan kegiatan di bidang pasar modal. Undang – undang ini dibuat untuk mengatur kegiatan pasar modal agar lebih teratur, wajar dan efisien, serta menjamin hak kepemilikan dari perusahaan efek kepada bursa efek. Selain itu, pemerintah Indonesia telah melegalkan adanya investasi pesar saham, sehingga dapat berdampak pada kenaikan ekonomi negara. Adanya hal tersebut membuat prediksi saham sangat menjadi diperlukan oleh para investor dan pelaku bisnis. Bagi para peneliti, memprediksi harga saham juga termasuk salah satu aktivitas yang sangat menantang. Adanya fluktuasi dapat memberikan dampak pada harga saham dan *trading voume*, sehingga hal ini menyebabkan peramalan sulit untuk dilakukan [1]. Selain itu, peramalan sulit dilakukan karena data harga saham merupakan data finansial deret waktu yang mana memiliki volatilitas yang sangat tinggi dan tidak stasioner [2] [3]. Data harga saham juga sangat kompleks dan memiliki banyak *noise* [4]. Menurut Jobson dan Korie, data finansial harga saham merupakan data non linier [4]. Karakteristik dari data finansial yang kompleks, memiliki banyak *noise*, berisifat *non linear* dan tidak stasioner membuat peramalan data saham memerlukan metode peramalan yang tepat dan akurat untuk melakukan peramalan.

Menurut Kim Kyong Jae, *Support Vector Machine* (SVM) dapat memberikan alternative dalam memprediksi harga saham [5] . Hal ini karena *Support Vector Machine* (SVM) merupakan *machine learning* yang dapat diaplikasikan dalam memprediksi data deret waktu [6]. SVM dapat menghasilkan permalan yang akurat jika memiliki kombinasi yang baik dalam menentukan parameter [5]. Hal tersebut disampaikan dalam penelitian yang dilakukan oleh Lai dan Liu. Penggunaan SVM dalam *machine learning* tidak hanya untuk klasifikasi saja, namun juga terdapat sebuah metodologi untuk prediksi dengan menggunakan analisis regresi dalam prediksi deret waktu [6]. Metodologi ini dikenal dengan nama *Support Vector Regression* (SVR) yang berfungsi untuk mengobservasi data dengan menggunakan SVM. Peramalan data finansial deret waktu berhasil diramalkan dengan SVR [7].

Pada tugas akhir ini mengusulkan metode *Support Vector Regression* (SVR) sebagai metode untuk melakukan peramalan harga saham harian. Jika dibandingkan dengan *Backpropagation Nerual Network* (BPNN), SVR lebih baik digunakan untuk meramalkan data finansial deret waktu dibanding BPNN. Hal ini karena BPNN memiliki risiko dalam *over-fitting*, jumlah parameter yang besar dan solusi yang stabil sulit untuk didapatkan [7]. Penelitian dari Kim dan Han yang meralamalkan dengan *Artificial Neural Network* (ANN) mengatakan bahwa ANN dapat meningkatkan performa dari prediksi yang dilakukan dan dapat mengurangi *dimensionality*. Sedangkan beberapa penelitian lain mengatakan bahwa data harga saham yang memiliki banyak *noise* dan dimensi yang kompleks membuat ANN memiliki keterbatasan dalam mempelajari pola, sehingga sering terjadi ke tidak konsistenan pada data yang bersifat *noise* [2] . Selain menggunakan metode SVR, pada pengerjaan tugas akhir ini juga akan menggunakan *Fruit Fly Optimization Algorithm* (FOA) untuk mengoptimasi nilai parameter yang paling optimal. Optimasi parameter ini dilakukan karena menurut beberapa penelitian, parameter untuk SVR sangat sulit untuk ditentukan [7]. Pada beberapa

penelitian menyebutkan bahwa karena tidak optimalnya parameter membuat algoritma tidak berjalan secara konstan [8].

Peramalan harga saham dengan metode SVR dan pengoptimasian parameter dengan FOA dapat digunakan dalam meramalkan data saham harian dengan lebih baik dibandingkan dengan metode sebelumnya. Keakuratan peramalan ini dapat dijadikan sebagai pendukung keputusan bagi investor dan para pelaku bisnis yang terlibat. Penelitian dari tugas akhir ini nantinya dapat dijadikan referensi dalam penyelesaian kasus saham harian yang lain.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, rumusan masalah yang akan diselesaikan dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana model SVR yang sesuai untuk meramalkan harga saham harian?
2. Bagaimana hasil peramalan harga saham harian dengan teknik *Support Vector Regression* (SVR)?
3. Bagaimana ketepatan dan akurasi hasil ramalan harga saham dengan teknik *Support Vector Regression* (SVR) pada data yang digunakan?

## 1.3 Batasan Permasalahan

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disebutkan, adapun batasan masalah terkait pengerjaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Data yang digunakan adalah data *close trading* harga saham harian dari Unilever dan PT. Kalbe Farma Tbk. dengan rentan waktu 4 tahun yaitu data bulan Agustus 2014 hingga Agustus 2018 yang didapatkan dari *Yahoo Finance*.
2. Variabel bebas yang berpengaruh pada peramalan ini adalah data *open*, *high*, *low*, *volume*, dan *exchange rate* IDR – USD.
3. Data variabel bebas *exchange rate* IDR – USD didapatkan dari [id.investing.com](http://id.investing.com).

4. Peramalan hanya menggunakan fungsi kernel SVR yaitu *radial basis function* (RBF).
5. Perangkat lunak yang digunakan untuk meramalkan dengan SVR dan *parameter tuning* adalah Jupyter Notebook dengan bahasa Python.

## 1.4 Tujuan

Tujuan dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan model prediksi serta melakukan prediksi harga saham di Indonesia dengan menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR).
2. Mengetahui hasil akurasi dan ketepatan ramalan harga saham dengan metode *Support Vector Regression* (SVR).

## 1.5 Manfaat

Manfaat yang diharapkan dari hasil pengerjaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

### 1.5.1. Bagi Peneliti

1. Mampu memahami *Support Vector Regression* (SVR) dalam melakukan prediksi pada harga saham
2. Mampu menghitung akurasi dari hasil prediksi yang telah dilakukan dengan *Support Vector Regression* (SVR)

### 1.5.2. Bagi Pendidikan

Menjadikan penelitian ini sebagai sumber masukan untuk penelitian terkait dengan peramalan harga saham harian dengan menggunakan *Support Vector Regression* (SVR). Hasil penelitian tersebut nantinya dapat digunakan sebagai bahan pembelajaran serta sebagai satu acuan dalam pengembangan penelitian selanjutnya.

### 1.5.3. Bagi Investor dan Pelaku Bisnis Terkait

Memudahkan investor dan pelaku bisnis saham di Indonesia dalam mengambil keputusan dengan melakukan prediksi yang akurat terhadap harga saham.

### 1.6 Relevansi

Penelitian dari tugas ahir ini memiliki relevansi dengan :

- a. Penelitian yang terdapat pada laboratorium Rekayasa Data dan Intelegensi Bsinis (RDIB) pada bidang *Computerized Decision Support* yang termasuk ke dalam cabang ilmu Sistem Pemodelan dan Analisis. Beberapa mata kuliah yang berkaitan dengan tugas akhir ini adalah Statistika, Teknik Peramalan dan Sistem Pendukung Keputusan.
- b. Permasalahan terkait analisis dan peramalan data deret waktu, terutama pada data deret waktu finansial. Deret waktu finansial memiliki permasalahan terkait kompleksitas data, adanya *noise* dan *non – linear* dari data. Adanya *noise* dapat membuat tingkat akurasi peramalan kurang baik. Hal tersebut membuat peramalan data deret waktu finansial memerlukan model peramalan yang dapat mengurangi kompleksitas sehingga mendapat hasil peramalan yang baik.
- c. Berdasarkan penelitian terdahulu, metodologi yang digunakan terkait peramalan harga saham masih memiliki beberapa kekurangan, seperti *Artificial Neural Network* dan *Backpropagation Neural Network*. Metode SVR diharapkan mampu mendapatkan hasil peramalan yang lebih baik dengan data saham harian.

*(Halaman sengaja dikosongkan)*



## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

Bab tinjauan pustaka terdiri dari landasan-landasan yang akan digunakan dalam penelitian tugas akhir ini, mencakup penelitian-penelitian sebelumnya, kajian pustaka, dan metode yang digunakan selama pengerjaan.

#### **2.1 Penelitian Sebelumnya**

Terdapat beberapa penelitian yang memiliki topik yang hampir serupa dengan penelitian ini, diantaranya akan dijelaskan pada Tabel 2.1 sampai Tabel 2.4.

**Tabel 2. 1 Literatur 1**

Judul	<i>An Adaptive SVR for High-Frequency Stock Price Forecasting</i>
Nama, Tahun	Yanhui Guo, Siming Han, Chuanhe Shen, Ying Li, Xijie Yin, dan Yu Bai; 2018
Gambaran umum penelitian	Peramalan harga saham menggunakan <i>adaptive SVR</i> berdasarkan <i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO) dengan tujuan meningkatkan kegunaan model dan menghindari kesulitan dalam mencari parameter dari SVR. Hasil peramalan dengan metode <i>Adaptive SVR</i> memiliki <i>adaptability</i> yang bagus dan hasil prediksi yang lebih bagus dibandingkan SVR dan BPNN tradisional.
Keterkaitan penelitian	Referensi peramalan dengan menggunakan metode <i>Support Vector Regression</i> (SVR).

**Tabel 2. 2 Literatur 2**

Judul	<i>Stock Price Prediction based on Grey Relational Analysis and Support Vector Regression</i>
-------	---

Nama, Tahun	Xianxian Hou, Shaohan Zhu, Li Xia, Gang Wu; 2018
Gambaran umum penelitian	Peramalan harga saham menggunakan <i>Grey Reational Analysis</i> (GRA) untuk menentukan <i>technical variable</i> dan meramalkan dengan menggunakan metode <i>Support VectirRegression</i> (SVR). Hasil peramalan ini membandingkan metode optimasi untuk mengetahui tingkat akurasi peramalan. Ada 4 jenis optimasi yang digunakan, yaitu <i>Fruit Fly Optimisation Algorithm</i> (FOA), <i>Improved Fruit Fly Optimization Algorithm</i> (IFOA), <i>Backpropagation</i> (BP) dan <i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO). Hasil peramalan menunjukkan IFOA memiliki performa yang bagus untuk melakukan prediksi. Hal tersebut dibuktikan karena memiliki nilai MSE dan MAPE yang lebih rendah dibandingkan dengan ketika metode lainnya. IFOA SVR juga memiliki performa yang bags dalam memprediksi.
Keterkaitan penelitian	Referensi peramalan dengan menggunakan metode <i>Support Vector Regression</i> (SVR), data saham yang digunakan adalah data harian dengan adanya pengerauh variabel lain dan pencarian parameter optimal dengan <i>Fruit Fly Optimization Algorithm</i> (FOA).

Tabel 2. 3 Literatur 3

Judul	Indonesian Stock Prediction Using <i>Support Vector Machine</i> (SVM)
Nama, Tahun	Murtiyato Santoso, Raymond Sutijadi, Resmana Lim; 2018

Gambaran umum penelitian	Peramalan harga saham menggunakan <i>Support Vector Regression</i> (SVR) dengan <i>Guassian Mixture Model</i> (GMM). Hasil model peramalan dapat metode ini dapat diterapkan pada beberapa saham saja, namun tidak dapat pada yang lainnya.
Keterkaitan penelitian	Referensi peramalan dengan menggunakan metode <i>Support Vector Regression</i> (SVR) dan menggunakan data harian dalam peramalannya.

Tabel 2. 4 Literatur 4

Judul	Support Vector Regression with Fruit Fly Optimization Algorithm for Seasonal Electricity Consumption Forecasting
Nama, Tahun	Guohua Cao, Lijuan Wu
Gambaran umum penelitian	Peramalan mengenai konsumsi listrik dengan akurasi terbaik menggunakan <i>Support Vector Regression</i> (SVR) karena pola data dari konsumsi listrik bersifat <i>non – linear</i> . Selain itu, dalam penelitian ini juga menggunakan <i>Fruit Fly Optimization Algorithm</i> untuk mencari tiga parameter SVR yang paling optimal untuk model peramalan SVR. Hasil dari peramalan SVR dengan FOA (FOASVR) akan melalui proses <i>seasonal adjustment</i> untuk mendapatkan peramalan <i>Seasonal</i> FOASVR (SFOASVR).
Keterkaitan penelitian	Penelitian tugas akhir ini menggunakan FOA sebagai pencarian parameter optimal untuk model peramalan menggunakan SVR. Selain itu, pola data yang diramalkan memiliki kesamaan yaitu data bersifat <i>non – linear</i> .

## 2.2 Harga Saham

Harga aktual disebut juga harga terakhir dari transaksi yang terjadi pada saham [9]. Harga aktual adalah harga saham berdasarkan waktu yang telah diberikan. Perkiraan harga yang diterima oleh pembeli dan penjual pada transaksi selanjutnya dapat dilihat dari harga aktual saham. Hal ini membuat harga aktual dapat dijadikan sebagai dasar untuk peramalan pada transaksi selanjutnya. Selain itu, harga saham dalam perekonomian sangat berperan aktif melalui berbagai aliran. Pasar saham dilihat sebagai ukuran umum dari keadaan ekonomi melalui pengaruh harga saham pada ekonomi nyata. Adapun berbagi variabel makroekonomi yang mempengaruhi harga saham menurut Kwon dan Shin, ada kointegrasi antara *exchange rate*, *trade balance* dan *money supply* dengan harga saham [10]. Salah satu variabel tersebut yang menjadi masukan pada peramalan ini adalah *exchange rate*. Hal ini dikarenakan menurut Asmy, Roholina, Hassama dan Fouad dalam penelitiannya mengatakan bahwa harga saham merespon inovasi dalam *exchange rate* dan *money supply* secara positif dalam jangka pendek, namun negative dalam jangka panjang [10]. Adanya pengaruh tersebut nantinya juga akan secara tidak langsung mempengaruhi hasil prediksi, sehingga variabel tersebut perlu dimasukkan dalam penelitian.

## 2.3 Peramalan

Peramalan atau *forecasting* adalah proses dalam mengestimasi kejadian masa depan dengan menggunakan data masa lampau [11]. Biasanya peramalan diklasifikasikan berdasarkan periode waktu dan penggunaannya. Periode waktu dalam peramalan antara lain *Medium-term* (1 hingga 3 tahun) dan *Long-term* (lebih dari 5 tahun). Peramalan dapat berfungsi sebagai pendukung strategi dan pembuatan keputusan yang kompetitif.

Peramalan hanya dapat dilakukan apabila terdapat data dari masa lampau. Hal tersebut membuat semakin lama waktu masa depan yang diramalkan, maka semakin menurun tingkat akurasi.

Jenis dari peramalan ada 3 yaitu [11]:

1. Qualitative Methods
2. Time Series Methods
3. Causal Methods

Adapun langkah – langkah dalam melakukan peramalan adalah sebagai berikut [11].

1. Mengidentifikasi kebutuhan
2. Menentukan periode yang akan diramalkan
3. Menentukan model peramalan yang akan digunakan
4. Mengumpulkan data masa lampau yang digunakan
5. Melakukan peramalan
6. Mengevaluasi peramalan

## 2.4 Support Vector Regression

*Support Vector Regression* adalah adaptasi dari *machine learning* berdasar klasifikasi model regresi dari *Support Vector Machine* (SVM) [12]. SVR merupakan metode yang dapat menyelesaikan permasalahan estimasi *non-linear*. SVR berhasil memprediksi data deret waktu seperti pada data finansial deret waktu [12]. Menurut Cortez dan Vapnik, SVR menggunakan model *linear* untuk diterapkan untuk kelas *non – linear* melalui pemetaan vektor masukan  $x$  ke dalam ruang fitur *high – dimensional* [7]. Konsep dari SVR adalah dengan mempertimbangkan satu set data  $G = \{(x_i, q_i)\} \quad i = 1, 2, \dots, n$ , dimana  $x_i$  adalah vector input model,  $q_i$  adalah nilai aktual dan merepresentasikan hubungan output, dan  $n$  adalah total jumlah pola data. Tujuan dari regresi sendiri adalah untuk menentukan fungsi  $f(x)$  sehingga dapat memprediksi target yang diinginkan secara akurat. Fungsi regresi dapat diformulasikan sebagai  $q_i = f(x_i) + \delta$ , dimana  $\delta$  adalah *random error* dengan distribusi  $N(0, \sigma^2)$  [12]. Adapun detail penjelasan dari SVR adalah sebagai berikut [7].

Diketahui data yang akan diramalkan adalah  $(x_i, y_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $x_i \in R^n$ ,  $y_i \in R$ , dimana  $x_i$  adalah vector masukan,  $y_i$  adalah nilai

luaran untuk memprediksi  $n$ ,  $n$  adalah jumlah *training set*. Rumus SVR dapat direpresentasikan seperti berikut ini [13].

$$f(x) = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x) + \mathbf{b} \quad \boldsymbol{\varphi} : \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{F}, \mathbf{w} \in \mathbf{F} \quad (2.1)$$

Dimana  $w$  adalah elemen dalam ruang *high – dimensional*,  $\boldsymbol{\varphi}(x)$  adalah fungsi pemetaan *non – linear*,  $b$  adalah ambang batas atau *threshold*.  $f(x)$  dinotasikan sebagai nilai luaran dari peramalan. Permasalahan regresi di atas adalah untuk meminimalisir risiko dari  $f$ . Hal tersebut dilakukan dengan mengurangi risiko struktural, seperti berikut.

$$R_{reg} = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)|_\varepsilon \quad (2.2)$$

Dimana  $\|\mathbf{w}\|^2$  adalah fungsi uraian,  $R_{emp}$  adalah risiko empiris,  $C$  adalah *penalty parameter*,  $|y_i - f(x_i)|_\varepsilon$  adalah *insensitive parameter*. Parameter  $C$  dan  $\varepsilon$  mempengaruhi presisi SVR secara signifikan. Nilai  $\varepsilon$  didefinisikan sebagai berikut.

$$|y_i - f(x_i)|_\varepsilon = \begin{cases} 0, & |y_i - f(x_i)| \leq \varepsilon \\ |y_i - f(x_i)| - \varepsilon, & \text{else} \end{cases} \quad (2.3)$$

Dua variabel *nonnegative slack*  $\xi_i$  dan  $\xi_i^*$  digunakan untuk mengatasi permasalahan optimasi. Fungsi  $f(x)$  dijabarkan seperti berikut.

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) k(x_i, x) + \mathbf{b} \quad (2.4)$$

Dimana  $a_i$  adalah Lagrange multiplier,  $k(x_i, y_i)$  adalah fungsi kernel. Kernel memiliki beberapa jenis perbedaan dalam membangun *machine* dalam ruang *input*. Adapun karena perbedaan tersebut akan menghasilkan suatu keputusan *non – linear* yang berbeda pula. Hal tersebut membuat kita harus memilih kernel berdasarkan fitur *input*-nya. Secara umum, contoh fungsi kernel yang digunakan adalah *Guassion Radial Basis Function* (RBF). Adapun formulasi RBF tersebut adalah sebagai berikut.

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) \exp(-\|x_i - x\|^2 / 2\sigma^2) + \mathbf{b} \quad (2.5)$$

Dimana  $x_i$  adalah elemen data *training*,  $x$  adalah elemen dari data *testing*,  $\sigma$  adalah parameter dari RBF. Biasanya *cross validation* digunakan untuk menentukan nilai parameter.

## 2.5 Fruit Fly Optimization Algorithm

SVR memiliki kapabilitas dalam melakukan banyak percobaan dengan parameter  $C$ ,  $\varepsilon$ , dan  $\gamma$  dalam fungsi kernel [13]. Penentuan parameter tersebut sangat sulit untuk dilakukan [7]. Masalah kombinatori optimasi adalah dengan memperhatikan ketiga parameter dalam meminimalkan total jarak dari setiap *support vector* ke *hyperplane* yang optimal [13]. Adapun solusi untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah dengan *intelligent optimization*, contohnya adalah seperti *Particle Swarm Optimization* (PSO), *Fruit Fly Optimization Algorithm* (FOA), *Genetic Algorithm* (GA), dan metode optimasi lainnya. Menurut Hou, Zhu Xia dan Wu, FOA memiliki karakteristik yang unik, dimana memiliki banyak kelebihan antara lain sederhana dan mudah untuk diimplementasikan, perhitungan cepat dan konvergensi, parameter sedikit dan memiliki pengaturan yang mudah [13].

Metode *Fruit Fly Optimization Algorithm* (FOA) ini merupakan metode untuk menemukan optimasi umum berdasarkan perilaku pencarian makanan dari lalat buah. Organ *osphresis* dari lalat buah dapat mencium semua jenis bau makanan di udara; dan dapat mencium sumber bau dari kejauhan 40 km [15]. Adapun langkah – langkah pada proses optimisasi untuk meminimalkan adalah sebagai berikut [13] [14].

1. Tentukan posisi awal dari *fruit fly population*;
2. Individual *fruit fly* terbang pada arah yang acak untuk mencari makan berdasarkan jarak terdekat dari tempatnya saat ini. Lokasi dari perpindahan tersebut dapat dihitung dengan rumus pada Gambar 1.

$$x_i = \text{Init } X_{axis} + \text{Random Value} ; \quad (2.6)$$

$$y_i = Y_{axis} + \text{Random Value, where } i \in \{1, \dots, n\} \quad (2.7)$$

3. Ketika individual *fruit fly* terbang pada lokasi (x,y), hitung jarak dari posisi saat ini ke posisi tersebut terlebih dahulu. Nilai ambang dari konsentrasi odor Si dirumuskan seperti pada rumus berikut.

$$dist_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2} \quad (2.8)$$

Nilai jarak tersebut dijadikan sebagai parameter dari fungsional keputusan dari fitness fuction.

$$S_I = \frac{1}{dist_i} \quad (2.9)$$

4. Ambil permasalahan optimasi sebagai *fitness function* untuk mengukur konsentrasi ordor pdari posisi saat ini. Konsentrasi dari ordor bau makanan disimulasikan dengan nilai fungsi sebagai berikut.

$$smell_i = fitnessFunction(s_i) \quad (2.10)$$

5. Menentukan nilai *fruit fly* dari ordor bau makanan yang terbesar pada populasinya.

$$bestSmell = \max\{smell_i, \dots, smell_n\} \quad (2.11)$$

## 2.6 Metode Pengukuran Performa Hasil Prediksi

Untuk memverifikasi keefektivan dari metode peramalan, maka diperlukan suatu metode pengukuran performa hasil prediksi atau peramalan. Metode yang digunakan untuk menghitung performa hasil prediksi pada tugas akhir ini adalah *Mean Absolute Precentage Error* (MAPE).

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah metode dalam mengukur akurasi dari hasil peramalan. Pengukuran persentasi error memiliki kelebihan menjadi *scale-independent* dan serig digunakan untuk membandingkan performa peramalan antara kumpulan data yang berbeda [15].



Pengukuran performa menggunakan MAPE akan menghasilkan nilai berupa persentase. Semakin kecil nilai MAPE maka akan semakin bagus peramalan tersebut. Nilai persentase *error* atau  $p_i$  didapatkan dari absolut *error* dibagi dengan data aktual pada periode yang sama [15]. Adapun rumus dari MAPE adalah sebagai berikut [16].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 100 \cdot |p_i| = \underset{i=1,n}{\text{mean}}(100 \cdot |p_i|) \quad (2.12)$$

Adapun standard minimal untuk mengetahui kinerja model peramalan dapat dilihat pada Tabel berikut [17].

**Tabel 2. 5 Nilai MAPE**

MAPE	Signifikansi
<10%	Kemampuan peramalan sangat baik
10 – 20%	Kemampuan peramalan baik
20 – 50%	Kemampuan peramalan layak / memadai
>50%	Kemampuan peramalan buruk

## 2.7 Uji Korelasi

Uji korelasi digunakan untuk mengetahui hubungan keterkaitan antar dua variabel atau lebih dengan menganalisis koefisien korelasi [20]. Salah satu jenis uji korelasi yang ada pada statistika adalah korelasi Spearman. Koefisien dari korelasi digunakan untuk mengukur derajat keterkaitan hubungan antar satu variabel terhadap variabel lainnya. Keterkaitan ini diukur berdasarkan pemberian peringkat tertentu yang sesuai dengan pengamatan pada masing – masing variabel.

Perhitungan koefisien korelasi Spearman perlu menyusun peringkat dari keseluruhan sampel berpasangan  $X_t$  dan  $Y_t$ , lalu dilkaukan perhitungan dengan rumus seperti pada (2.13).

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum (R(x_i) - R(x_i))^2}{n(n^2 - 1)}, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.13)$$

dengan keterangan sebagai berikut.

$r_s$  = Koefisien korelasi Spearman,

$R(x_i)$  = Peringkat data  $X_i$ ,

$R(y_i)$  = Peringkat data  $Y_i$ .

Signifikansi koefisien korelasi diketahui dengan melakukan suatu pengujian. Jika jumlah pengamatan  $n \geq 25$  maka asumsinya adalah populasinya normal dan rata-ratanya sama dengan nol dengan standard deviasinya adalah  $\frac{1}{\sqrt{n-1}}$ , sehingga uji statistic untuk  $r_s$  dapat dihitung dengan rumus seperti pada (2.14) [20].

$$Z_s = \frac{r_s}{\frac{1}{\sqrt{n-1}}} \quad (2.14)$$

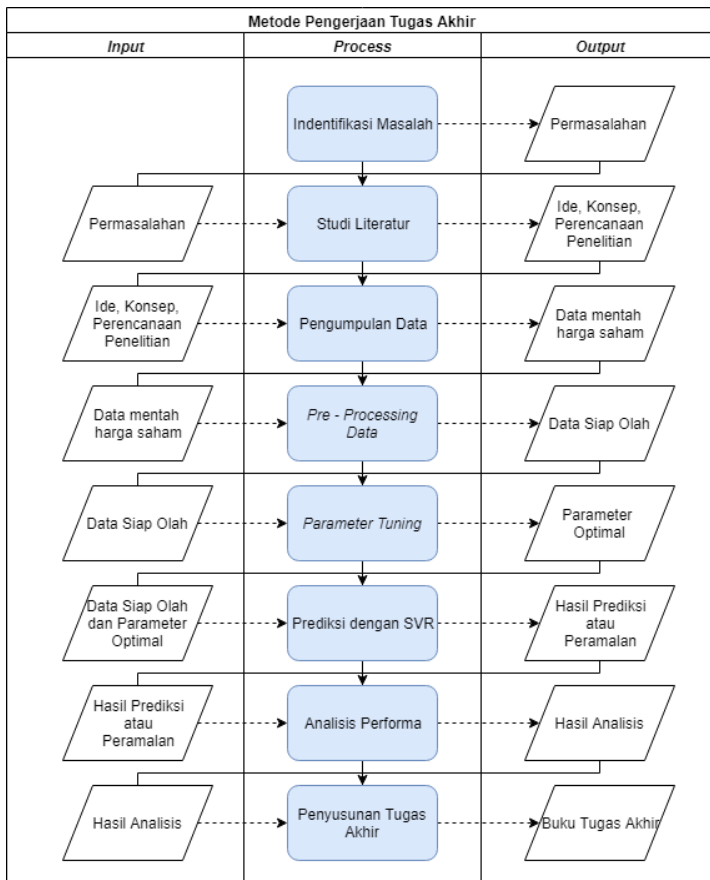
Tingkat signifikansinya adalah apabila signifikan  $< 0,05$  maka korelasi antar variabel sangat signifikan, namun apabila signifikan  $> 0,05$  maka korelasi antar variabel tersebut tidak signifikan [21].

## BAB III METODOLOGI

Pada bagian ini dijelaskan metodologi yang akan digunakan sebagai panduan untuk menyelesaikan penelitian tugas akhir ini.

### 3.1 Diagram Metodologi

Pada sub bab ini akan dijelaskan mengenai tahapan yang dilakukan dalam penelitian sesuai Gambar 3.1.



**Gambar 3.1. 1 flowchart metode pengerjaan tugas akhir**

### 3.2 Identifikasi Permasalahan

Pada tahap ini akan dilakukan identifikasi mengenai permasalahan yang akan diselesaikan pada tugas akhir ini. Permasalahan tersebut adalah mengenai peramalan harga saham. Data saham yang akan diramalkan adalah data saham harian. Adapun studi kasus data saham yang digunakan adalah data saham harian dari PT. Unilever Indonesia dan PT. Kalbe Farma Tbk. Data harga saham yang ada bersifat fluktuatif. Selain itu, data harga saham ini juga bersifat *non – linear* dan tidak stasioner. Adapun variabel yang mempengaruhi harga saham ini adalah variabel *open, high, low, volume* harga saham harian dan variabel *exchange rate* IDR – USD. Karakteristik harga saham ini membuat peramalan harga saham sangat penting dan dapat membantu investor serta pelaku bisnis terkait. Penelitian ini akan melakukan peramalan harga saham harian dari PT. Unilever Indonesia dan PT. Kalbe Farma Tbk. Pada tahap ini, setelah mengetahui permasalahan, kemudian menyusun rumusan masalah, batasan masalah dan menetapkan tujuan.

### 3.3 Studi Literatur

Pada tahap ini akan memberlajari beberapa literatur yang mendukung pengerjaan tugas akhir ini. Literatur yang digunakan antara lain adalah *paper* dari jurnal – jurnal internasional, *proceeding* dan lainnya yang mana membahas mengenai topik yang telah ditentukan pada tugas akhir ini. Dari beberapa literatur yang ada, SVR merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk meramalkan data harga saham. Metode ini dapat menghasilkan peramalan yang baik apabila penentuan parameter SVR akurat. Pada tahap ini menghasilkan metode penelitian dari tugas akhir ini yaitu kombinasi antara metode penentuan parameter SVR yang paling optimal dengan *Fruit Fly Optimization Algorithm* (FOA) dan metode peramalan *Support Vector Regression* (SVR).

### 3.4 Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan adalah data harga saham harian dan data variabel yang berpengaruh terhadap harga saham yang diambil dari *Yahoo Finance*. Data harga saham yang akan diramalkan adalah data *closing price* saham harian. Sedangkan, data harga saham sebagai variabel yang berpengaruh yaitu *open price*, *high price*, *low price*, dan *volume*.

Selain data tersebut, ada beberapa variabel yang dapat mempengaruhi harga saham. Variabel makroekonomi sebagai hal sangat berpengaruh pada harga saham yaitu *inflation rate*, *money supply* dan *exchange rate* [10]. Variabel makroekonomi yang akan digunakan pada penelitian ini adalah *exchange rate* IDR – USD karena perusahaan yang digunakan adalah saham perusahaan Indonesia dengan mata uang IDR, dan pengaruh mata uang internasional yaitu USD. Data *exchange rate* IDR – USD didapatkan dari [id.investing.com](http://id.investing.com).

### 3.5 Uji Korelasi

Pada tahapan ini perlu melakukan uji korelasi antar masing – masing variabel bebas dengan variabel terikat. Uji korelasi ini digunakan untuk mengetahui keterikatan antar variabel bebas tersebut dengan variabel terikat. Metode uji korelasi yang digunakan adalah uji korelasi Spearman yang mana digunakan untuk mengetahui koefisien korelasi antar masing – masing variabel bebas dengan variabel terikat. Adapun langkah – langkah uji korelasi secara detail dijelaskan pada sub bab 2.7.

### 3.6 Pre – Processing Data

Pada tahap ini akan dilakukan pemisahan data menjadi data *training* dan data *testing*. Data yang akan dibagi menjadi data *training* dan data *testing* adalah data yang digunakan untuk mencari model SVR paling optimal. Data yang akan digunakan untuk pencarian model SVR yang optimal adalah data harga saham dari PT. Unilever Indonesia. Sedangkan untuk data harga saham PT. Kalbe Farma Tbk akan digunakan untuk mencoba hasil model SVR sehingga dapat mengetahui kehandalan model SVR untuk meramalkan data harga saham perusahaan lain.

Pembagian data *training* dan *testing* untuk data pencarian model SVR menggunakan data harga saham harian PT. Unilever Indonesia beserta data variabel yang berpengaruh adalah 75% data *training* dan 25% data *testing*.

### 3.7 Tuning Parameter

Pada tahapan ini akan dilakukan pencarian parameter SVR yang paling optimal dengan menggunakan metode *Fruit Fly Optimization Algorithm* (FOA). Parameter SVR yang dicari dengan optimasi ini adalah nilai  $C$ ,  $\gamma$  (*gamma*) dan nilai  $\epsilon$  (*epsilon*) yang paling optimal, yang mana nilai dari parameter  $C$ ,  $\gamma$  dan  $\epsilon$  akan mempengaruhi presisi SVR secara signifikan.

Metode FOA ini akan mencari solusi yang paling optimal untuk setiap parameter berdasarkan perilaku lalat buah dalam mencari makanan [18]. Penglihatan dan penciuman lalat buah lebih unggul dibandingkan dengan spesies yang lainnya. Tujuan dari FOA ini nantinya adalah menemukan bau konsentrasi makanan terbaik dari lokasi lalat buah. Lalat buah disini adalah parameter yang dicari.

Metode yang dilakukan untuk pencarian parameter ini, akan diinisiasi dengan beberapa parameter optimasi antara lain jumlah generasi lalat buah adalah 100 dan jumlah populasi dari lalat buah adalah 20 [13]. Kedua parameter yang didapatkan dari metode FOA tersebut akan dimasukkan ke dalam model peramalan dengan SVR pada tahap selanjutnya. Adapun detail langkah – langkah pencarian parameter dengan FOA tersebut terdapat dalam sub bab 2.4.

### 3.8 Prediksi Dengan SVR

Pada tahap ini dilakukan peramalan *closing price* saham harian dengan menggunakan metode *Support Vector Regression* (SVR). Sebelum melakukan peramalan menggunakan parameter optimal dari FOA, peramalan SVR akan dilakukan dengan menggunakan parameter random, dan juga percobaan menggunakan hasil parameter optimal FOA dari penelitian sebelumnya.

Peramalan dilakukan dengan masukan data *training* serta parameter  $C$ ,  $\varepsilon$ , dan  $\gamma$  yang telah ditetapkan pada tahap pra-processing data. Selanjutnya model peramalan akan divalidasi menggunakan data *testing*. Apabila menghasilkan performa yang baik, maka model tersebut yang akan digunakan untuk meramalkan masa mendatang.

Peramalan masa mendatang yang dilakukan berupa peramalan harian untuk satu bulan kedepan yaitu bulan September 2018. Selain itu, Model SVR terbaik yang telah dicari menggunakan data *training* dan data *testing* dari data harga saham PT. Unilever Indonesia akan diuji coba kehandalannya pada data harga saham PT. Kalbe Farma Tbk, sehingga dapat diketahui kehandalan model apabila diterapkan pada data harga saham dari perusahaan yang berbeda. Adapun detail langkah – langkah dari proses pencarian parameter ini ditunjukkan pada sub bab 2.3.

### **3.9 Analisis Performa Prediksi**

Setelah proses prediksi selesai, maka perlu dilakukan analisis performa dengan menggunakan metode pengukuran performa hasil prediksi. Adanya pengukuran performa ini dapat memberitahukan tingkat keakuratan dari hasil prediksi yang telah dilakukan menggunakan model peramalan SVR.

Analisis performa ini nantinya akan menggunakan *Mean Absolute Error* (MAPE) untuk mengetahui akurasi dari peramalan setiap data. Adapun data yang diramalkan antara lain adalah data *training* dan data *testing* untuk mendapatkan model SVR terbaik. Selanjutnya, model SVR terbaik dari data *training* dan data *testing* ini akan digunakan untuk meramalkan masa mendatang dan data PT. Kalbe Farma untuk mengetahui kehandalan model apabila diterapkan pada data harga saham yang berbeda.

### **3.10 Penyusunan Buku Tugas Akhir**

Tahapan terakhir dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah menggabungkan seluruh kegiatan penelitian untuk dijadikan sebuah laporan tugas akhir. Laporan tugas akhir ini disusun

dengan mengikuti format dan aturan penulisan yang telah ditetapkan laboratorium Rekayasa Data dan Inteligensi Bisnis (RDIB) dan Departemen Sistem Informasi (DSI). Adapun isi laporan tugas akhir ini adalah sebagai berikut.

- a. Bab I Pendahuluan  
Pada bab ini akan dijelaskan mengenai latar belakang tugas akhir, rumusan dan batasan masalah, tujuan, dan manfaat tugas akhir ini.
- b. Bab II Tinjauan Pustaka  
Pada bab ini akan dijelaskan mengenai penelitian – penelitian serupa yang sebelumnya telah dilakukan, serta teori – teori yang menunjang pengerjaan tugas akhir ini.
- c. Bab III Metodologi  
Pada bab ini akan dijelaskan mengenai tahapan sistematis dalam pengerjaan tugas akhir.
- d. Bab IV Perancangan  
Pada bab ini akan dijeaskan detail pembahasan dalam perancangan untuk diimplementasikan di tugas akhir.
- e. Bab V Implementasi  
Pada bab ini akan berisi mengenai implementasi dalam menyelesaikan tujuan dalam permasalahan yang dibahas pada tugas akhir.
- f. Bab VI Hasil dan Pembahasan  
Pada bab ini akan berisi tentang hasil dari implementasi yang dilakukan pada tugas akhir.
- g. Bab VII Kesimpulan dan Saran  
Pada bab ini akan berisi tentang kesimpulan dan saran yang ditujukan untuk kelengkapan penyempurnaan tugas akhir.



## **BAB IV PERANCANGAN**

Pada bab ini diuraikan mengenai rancangan tugas akhir yang akan dikerjakan. Bab ini berisi pengumpulan data, pra-proses data, pembuatan model dan proses peramalan yang dikerjakan.

### **4.1 Pengumpulan dan Pra-Processing Data**

Pada tahap ini dilakukan proses pengumpulan data hingga data dapat digunakan untuk pengerjaan tugas akhir ini.

#### **4.1.1 Pengumpulan Data**

Pada pengerjaan tugas akhir ini data yang digunakan adalah data *close, open, high, low, volume* harga saham PT. Unilever Indonesia dan PT. Kalbe Farma Tbk. Selain itu, data lain yang digunakan adalah data *exchange rate* IDR-USD. Periode data yang digunakan adalah harian mulai dari 1 Agustus 2014 sampai 31 Agustus 2018.

Data diperoleh dari website yaitu untuk data harga saham dari *Yahoo Finance*, sedangkan untuk data *exchange rate* IDR – USD dari website *id.investing.com*. Pada peramalan masa mendatang, yaitu bulan September 2018 akan menggunakan data hasil peramalan harga saham pada bulan sebelumnya. Data variabel bebas yang akan digunakan pada peramalan masa mendatang didapatkan dengan menggunakan metode *moving average* (MA).

Semua data yang telah terkumpul akan dijadikan dalam satu *file* yang berisi data variabel bebas dan juga variabel terikat. Hal ini berlaku bagi semua data yaitu data PT. Unilever Indonesia yang nantinya digunakan untuk mencari model terbaik, PT. Kalbe Farma yang digunakan untuk menguji kecanggihan model, maupun data aktual untuk peramalan masa mendatang.

#### **4.1.2 Uji Korelasi**

Uji korelasi perlu dilakukan untuk mengetahui keterkaitan antar variabel bebas dengan variabel terikat. Proses uji korelasi ini

dicari dengan menggunakan uji korelasi Spearman dengan *software* SPSS. *Software* tersebut merupakan *software* statistika yang dapat dimanfaatkan untuk mengolah data statistika maupun melakukan uji korelasi. Adapun variabel bebas yang akan dianalisa korelasinya dengan variabel terikat adalah data *Open*, *High*, *Low*, *Volume*, dan *Exchange Rate*. Sedangkan untuk variabel terikatnya sendiri adalah data *close*.

#### 4.1.3 Pra-Processing Data

Setelah data telah didapatkan, dilakukan praproses data. Pada data yang digunakan untuk pembuatan model yaitu data harga saham PT. Unilever Indonesia dilakukan pembagian menjadi data pelatihan (*training set*) dan data pengujian (*testing set*) dengan pembagian 75% dari total data observasi untuk data pelatihan dan 25% untuk data pengujian. Dari jumlah total 1018 data pada masing – masing variabel, maka diperoleh 763 data *training* dan 255 data *testing*.

#### 4.2 Tuning Parameter

Pencarian parameter tuning yang digunakan sebagai masukan SVR adalah nilai  $C$  (*constant*),  $\gamma$  (*gamma*) dan  $\varepsilon$  (*epsilon*). Pencarian parameter ini menggunakan metode yang terdapat pada *Fruit Fly Optimization Algorithm* (FOA). Pada pencarian parameter SVR dengan FOA ini, terdapat parameter FOA yaitu jumlah generasi lalat buah (*gen*), jumlah populasi lalat (*pop*) dan inisiasi lokasi lalat buah ( $X_0$ ,  $Y_0$ ). Adapun detail dari setiap parameter tersebut adalah seperti Tabel 4.1.

**Tabel 4. 1 Parameter FOA**

Parameter FOA dalam Algoritma FOA	Keterangan
<i>Gen</i>	Generasi lalat buat
<i>Pop</i>	Populasi lalat buah
$XC$ , $YC$	Lalat buah parameter $C$
$X\varepsilon$ , $Y\varepsilon$	Lalat buah parameter $\varepsilon$

Parameter FOA dalam Algoritma FOA	Keterangan
$X\gamma, Y\gamma$	Lalat buah parameter $\gamma$
Smell	Bau Konsentrasi Terbaik

Tabel 4.1 tersebut menjelaskan detail dari istilah yang ada pada algoritma FOA. Nantinya dalam proses optimasi, akan dicari 3 konsentrasi lalat buah pada setiap populasi dalam generasi. Pada jumlah populasi (*pop*) ini merupakan total populasi yang terdapat dalam 1 generasi. Sehingga iterasi yang terjadi adalah mencari 3 bau konsentrasi lalat buah dengan makanan terbaik pada setiap populasi dalam generasi.

Inisiasi awal jumlah generasi (*gen*) ini adalah 100 dan jumlah populasi (*pop*) adalah 20. Maksimal generasi menurut penelitian sebelumnya yang terbaik adalah 200 [13]. Namun pada penelitian kali ini, terdapat beberapa bau konsentrasi yang *satisfied*, maka akan dilakukan iterasi terus menerus hingga MAPE peramalan  $< 10\%$ .

Adapun dengan jumlah parameter yang akan dicari ada tiga, maka akan terdapat 3 inisiasi lokasi lalat buah seperti pada Tabel 4.2.

**Tabel 4. 2 Inisiasi Variabel X dan Y FOA**

Parameter SVR	Variabel $X_0$	Variabel $Y_0$
$C$ ( <i>constant</i> )	initXconstant	initYconstant
$\varepsilon$ ( <i>epsilon</i> )	initXepsilon	initYepsilon
$\gamma$ ( <i>gamma</i> )	initXgamma	initYgamma

Pada Tabel 4.2 ini merupakan inisiasi lokasi awal lalat buah. Lalat buah disini merupakan parameter SVR yang dicari pada optimasi FOA. Ada 3 lalat buah yaitu  $C$ ,  $\varepsilon$  dan  $\gamma$ . Ketiga lalat buah ini akan dicari bau konsentrasi paling baik pada setiap populasi dan generasi.

Pencarian parameter SVR ini mungkin dapat dilakukan beberapa kali hingga mendapatkan parameter yang paling optimal. Penambahan jumlah populasi atau jumlah generasi percobaan hingga mendapatkan hasil parameter SVR yang paling optimal.

### 4.3 Pemodelan SVR

#### 4.3.1 Rancangan Uji Coba Model SVR

Uji coba model SVR ini akan dilakukan dengan inisiasi parameter SVR. Inisiasi parameter SVR untuk percobaan model SVR adalah menggunakan parameter acak (*random*) yaitu dengan  $C$  sebesar 1,  $\gamma$  sebesar 0,1 dan nilai  $\epsilon$  sebesar 0,1. Selain itu juga akan mencoba menggunakan parameter FOA yang telah dicari pada penelitian sebelumnya yaitu dengan  $C$  sebesar 17,5929,  $\gamma$  sebesar 0,0880 dan nilai  $\epsilon$  sebesar 3,82 [13]. Parameter tersebut akan digunakan sebagai uji coba model awal SVR dengan menggunakan data *training*.

Parameter SVR ini akan diganti dengan hasil pencarian parameter optimal dengan FOA sehingga dapat menghasilkan model peramalan SVR yang paling baik. Hasil dari peramalan menggunakan beberapa inisiasi parameter ini akan dibandingkan untuk dianalisis ketepatan hasil ramalannya.

#### 4.3.2 Peramalan SVR

Peramalan menggunakan model SVR terdapat 3 parameter yang akan digunakan yaitu  $C$  (*constant*),  $\gamma$  (*gamma*) dan  $\epsilon$  (*epsilon*) yang didapatkan dari pencarian parameter optimal dengan FOA. Sebelum melakukan pencarian model dengan parameter FOA, akan dilakukan percobaan dengan menggunakan parameter acak dan juga parameter FOA terbaik dari penelitian sebelumnya. Ketiga jenis parameter ini akan diujikan pada data *training* dan akan dilakukan perbandingan. Sedangkan hasil peramalan terbaik dari semua parameter tersebut akan dilakukan uji validasi pada data *testing* untuk mendapatkan model SVR terbaik.

Apabila model SVR tersebut memiliki performa yang baik pada data *testing*, model tersebut akan digunakan untuk melakukan peramalan masa mendatang yaitu data saham PT. Unilever Indonesia pada bulan September 2018 dan juga diuji coba kecanggihan model tersebut apabila diterapkan untuk meramalkan data saham lainnya yaitu meramalkan data PT. Kalbe Farma Tbk.

#### 4.4 Analisis Performa Model

Analisa hasil peramalan akan dilakukan dengan menghitung nilai MAPE. Adapun pada tahap ini juga akan melihat MAPE dari hasil peramalan untuk setiap variabel bebas dan percobaan peramalan menggunakan beberapa variabel bebas secara acak. Hal ini untuk membandingkan bagaimana pengaruh signifikansi dari peramalan apabila menggunakan semua variabel atau hanya satu variabel saja.

Adapun detail uji coba analisa hasil peramalan dengan model terbaik SVR yang didapatkan seperti Tabel 4.3.

**Tabel 4. 3 Perencanaan Peramalan**

<b>Keterangan Peramalan</b>	<b>Keterkaitan Variabel Bebas</b>
<i>Data training</i>	Variabel <i>open</i>
	Variabel <i>high</i>
	Variabel <i>low</i>
	Variabel <i>volume</i>
	Variabel <i>open, high, low, volume</i> dan <i>exchange rate</i>
<i>Data testing</i>	Variabel <i>open</i>
	Variabel <i>high</i>
	Variabel <i>low</i>
	Variabel <i>volume</i>

Keterangan Peramalan	Keterkaitan Variabel Bebas
	Variabel <i>open</i> , <i>high</i> , <i>low</i> , <i>volume</i> dan <i>exchange rate</i>

Tabel 4.3 ini akan digunakan untuk menganalisis hasil ramalan berdasarkan data yang diramalkan dan variabel yang digunakan. Seluruh peramalan dari data *training*, data *testing*, dan data harga saham lain.

Peramalan masa mendatang akan dilakukan apabila hasil model dari data *testing* telah menemukan MAPE yang terbaik dari seluruh pengaruh variabel bebas tersebut. Apabila MAPE terbaik data *testing* adalah dari seluruh variabel bebas, maka peramalan masa mendatang akan diramalkan juga dengan seluruh variabel bebas. Pada peramalan masa mendatang ini juga akan meramalkan peramalan masa mendatang menggunakan *moving average* (MA). Hasil peramalan masa mendatang dengan MA yang hanya melibatkan satu variabel terikat dan menggunakan model SVR yang melibatkan lima variabel bebas akan dibandingkan akurasi.

## **BAB V**

### **IMPLEMENTASI**

Bab ini akan menjelaskan mengenai implelementasi dari perancangan pembuatan model yang akan digunakan untuk peramalan.

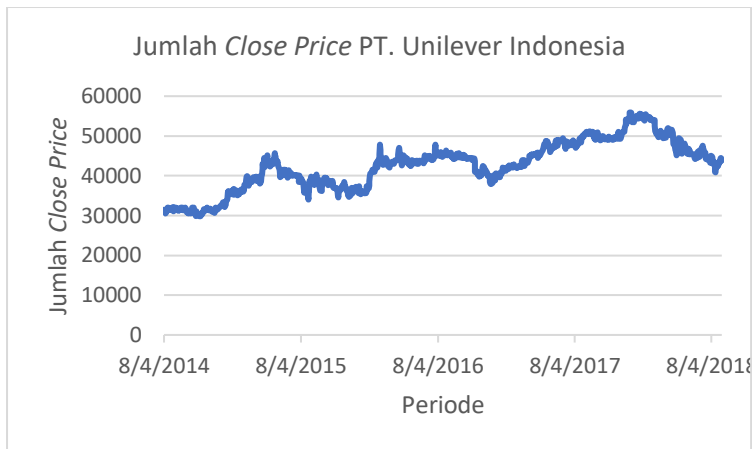
#### **5.1 Pengumpulan dan Pra-Processing Data**

Data yang dibutuhkan dalam pencarian model peramalan ini telah dijelaskan pada sub bab 4.1.1 yaitu data harian *close*, *open*, *high*, *low*, *volume* harga saham PT. Unilever Indonesia dan PT. Kalbe Farma Tbk , serta data harian *exchange rate* IDR-USD. Periode data yang dibutuhkan adalah dari 1 Agustus 2014 sampai dengan 31 Agustus 2018. Pengumpulan data tersebut diperoleh dari website. Pada data harga saham diperoleh dari website *Yahoo Finance* dan data *exchange rate* IDR-USD didapatkan dari website *id.investing.com*.

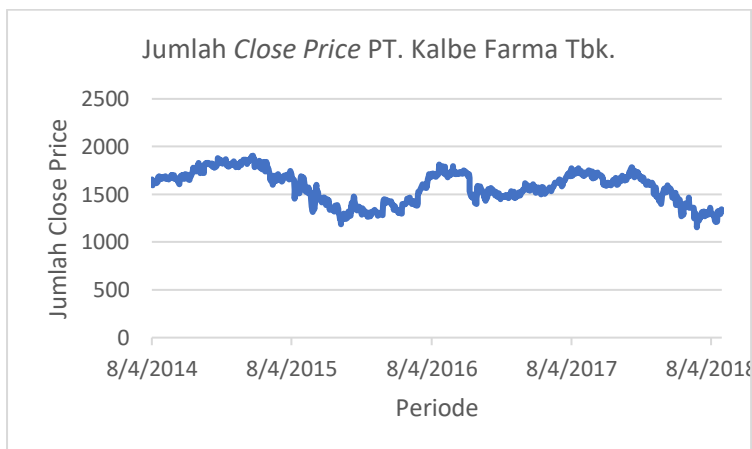
Data yang akan diramalkan adalah data variabel terikat yaitu data *close* dari data *training* dan data *testing* yang didapat dari PT. Unilever Indonesia untuk mencari mode SVR terbaik, data PT. Kalbe Farma Tbk dan juga untuk peramalan masa mendatang.

Data aktual untuk peramalan masa mendatang yaitu peramalan untuk satu bulan selanjutnya pada PT. Unilever Indonesia didapatkan dengan menggunakan hasil peramalan bulan sebelumnya. Sedangkan untuk masing – masing variabel bebas dari data aktual peramalan masa mendatang dicari menggunakan metode peramalan MA yang mana hanya memerlukan satu variabel yang diramalkan.

Adapun gambaran data aktual *close* harga saham PT. Unilever Indonesia dan PT. Kalbe Farma Tbk dapat dilihat pada Gambar 5.1 dan Gambar 5.2. Sedangkan, untuk detail data aktual peramalan akan dilampirkan pada LAMPIRAN A.



**Gambar 5. 1 Jumlah *close price* PT. Unilever Indonesia**



**Gambar 5. 2 Jumlah *close price* PT. Kalbe Farma Tbk**

Pada Gambar 5.1 dan Gambar 5.2 di atas, dapat diketahui bahwa pola data aktual dari harga saham sangat fluktuatif. Selain itu, ada perbedaan nilai yang signifikan antara data aktual PT. Unilever Indonesia yaitu Gambar 5.1 dan data aktual PT. Kalbe Farma Tbk yaitu Gambar 5.2. Untuk PT. Unilever Indonesia, aktual *close* bernilai puluhan ribu, sedangkan untuk PT. Kalbe Farma Tbk bernilai ribuan. Pada PT. Unilever Indonesia aktual



*close* cenderung mengalami kenaikan dari 2014 sampai dengan 2018, sedangkan untuk PT. Kalbe Farma Tbk justru mengalami penurunan dari 2014 sampai dengan 2018.

Model peramalan SVR terbaik akan dicari dengan menggunakan data PT. Unilever Indonesia yang mana sebelumnya akan dilakukan pembagian data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 75%:25%. Data harga saham pada PT. Unilever Indonesia yang dibutuhkan untuk peramalan berjumlah 1018 data, sehingga jumlah data *training* adalah 763 data dan data *testing* adalah 255 data.

## 5.2 Uji Korelasi

Pada pencarian uji korelasi menggunakan perangkat lunak statistika yaitu IBM SPSS *Statistics* 23. Fungsi yang digunakan dalam uji korelasi pada IBM SPSS ini adalah fungsi *Analyze*, lalu pilih *Correlate*, kemudian pilih *Bivariate*. Terakhir adalah memilih jenis uji korelasi yaitu uji korelasi Spearman.

## 5.3 Tuning Parameter

Parameter SVR yang paling optimal dicari menggunakan FOA yang mana dapat memberikan 3 parameter yang dapat meminimalkan MAPE dari model SVR. Adapun langkah – langkah yang digunakan pada pencarian parameter ini adalah sebagai berikut.

### 5.3.1 Konfigurasi Parameter FOA

Menetapkan nilai inisiasi parameter FOA seperti yang telah dijelaskan pada sub bab 4.2 yaitu jumlah generasi lalat buah (*gen*) adalah 100, jumlah populasi lalat buah pada setiap generasi (*pop*) adalah 20 dan inisiasi lokasi lalat buah untuk 3 parameter yaitu *initXconstant*, *initYconstant*, *initXepsilon*, *initYepsilon*, *initXgamma*, dan *initYgamma* menggunakan angka acak (*random*).

Pada percobaan generasi ini, menurut Guohua Cao dan Lijuan Wu dalam penelitiannya, maksimal generasi yang baik untuk melakukan uji coba SVR adalah 200 [13]. Percobaan mengganti – ganti parameter generasi dan populasi ditujukan untuk

mendapatkan nilai parameter paling optimal dengan MAPE bisa  $< 10\%$ .

### 5.3.2 Pencarian Parameter dengan FOA

FOA digunakan untuk melakukan perhitungan parameter terbaik. Lalat buah dalam metode FOA ini adalah parameter SVR yang akan dicari, yaitu  $C$ ,  $\varepsilon$  dan  $\gamma$ . Setelah inisiasi parameter ditentukan, selanjutnya adalah memulai evolusi dari pencarian parameter SVR. Perpindahan lalat buah ( $X_i, Y_i$ ) akan dilakukan dengan menambahkan lokasi inisiasi lalat buah ( $X_0, Y_0$ ) dengan angka acak (*random*) [13].

Pada parameter SVR tersebut berkaitan dengan ( $x\_constant$ ,  $y\_constant$ ,  $x\_epsilon$ ,  $y\_epsilon$ ,  $x\_gamma$  dan  $y\_gamma$ ) pada perpindahan lokasi parameter. Selanjutnya akan dilakukan perhitungan nilai konsentrasi bau ( $S$ ) dari lalat buah. Pada tiga parameter ( $C$ ,  $\varepsilon$ ,  $\gamma$ ) dari model SVR ini berkaitan dengan ( $S\_Constant$ ,  $S\_Epsilon$  dan  $S\_Gamma$ ).

1. `initXconstant, initYconstant = np.random.rand(), np.random.rand()`
2. `initXepsilon, initYepsilon = np.random.rand(), np.random.rand()`
3. `initXgamma, initYgamma = np.random.rand(), np.random.rand()`

#### Kode Program 5. 1 Inisiasi X dan Y FOA

Kode Program 5.1 di atas akan menginisiasi, dimana pada baris 1 berisi nilai inisial  $C$  yaitu `initXconstant` dan `initYconstant`, baris ke 2 berisi nilai inisial epsilon yaitu `initXepsilon` dan `initYepsilon`, baris ke 3 berisi nilai inisial gamma yaitu `initXgamma` dan `initYgamma`.

Nilai inisial yang digunakan pada lokasi lalat buah ini adalah nilai acak (*random*). Selanjutnya pada Kode Program 5.2 akan membuat fungsi untuk pencarian `bestXconstant`, `bestYconstant`, `bestXepsilon`, `bestYepsilon`, `bestXgamma`, `bestYgamma`, `bestSmell`, dan `bestCEG` dengan melakukan pencarian dari semua populasi lalat buah.

Pencarian bau konsentrasi terbaik dalam populasi dibuat fungsi seperti pada baris 1. Fungsi pencarian bau kontrasi terbaik dalam populasi ini nantinya akan dipanggil pada *method* pencarian bau konsentrasi terbaik pada setiap generasi. Sehingga iterasi yang akan terjadi nantinya adalah pencarian bau konsentrasi terbaik dari tiga lalat buah yaitu C,  $\varepsilon$ , dan  $\gamma$ , yang mana ketika lalat buah ada pada satu populasi, dan n populasi memiliki generasi sendiri – sendiri.

```

1. def _initParams(bestXconstant, bestYconstant, bestXepsilon, be
   stYepsilon, bestXgamma, bestYgamma, pop, train_data_x, train_
   data_y, test_data_x, test_data_y, smell_function):
2.     location = []
3.     fitness = []
4.     ceg = []
5.     for num in range(pop):
6.         x_constant = bestXconstant + np.random.rand()
7.         y_constant = bestYconstant + np.random.rand()
8.         x_epsilon = bestXepsilon + np.random.rand()
9.         y_epsilon = bestYepsilon + np.random.rand()
10.        x_gamma = bestXgamma + np.random.rand()
11.        y_gamma = bestYgamma + np.random.rand()
12.        S_Constant = 5000 * 1/np.sqrt(x_constant**2 + y_constant*
   *2)
13.        S_Epsilon = 1/np.sqrt(x_epsilon**2 + y_epsilon**2)
14.        S_Gamma = 180 * 1/np.sqrt(x_gamma**2 + y_gamma**2)
15.        smell = smell_function(test_data_y, SVR(C=S_Constant, epsilon=
   S_Epsilon, gamma=S_Gamma).fit(train_data_x, train_data_y).pre
   dict(test_data_x))
16.        location.append((x_constant, y_constant, x_epsilon, y_epsilon, x_
   gamma, y_gamma))
17.        fitness.append(smell)
18.        ceg.append((S_Constant, S_Epsilon, S_Gamma))
19.        bestIndex = np.argmin(fitness)
20.        bestXconstant, bestYconstant, bestXepsilon, bestYepsilon, bes
   tXgamma, bestYgamma = location[bestIndex]
21.        bestSmell = fitness[bestIndex]
22.        bestCEG = ceg[bestIndex]
23.        return bestXconstant, bestYconstant, bestXepsilon, bestYeps
   ilon, bestXgamma, bestYgamma, bestSmell, bestCEG

```

#### Kode Program 5. 2 Fungsi FOA

Fungsi `_initParams` pada Kode Program 5.2 ini akan mencari konsentrasi bau terbaik pada setiap jumlah populasi pada setiap

generasi. Setiap perpindahan lokasi lalat buah akan disimpan ke dalam array lokasi dan setiap bau akan disimpan ke dalam fitness yang terletak pada baris ke 17 dari Kode Program 5.2 di atas. Pada baris ke 15 dalam Kode Program 5.2 ini akan mencari MAPE terbaik dengan model peramalan SVR dari *sklearn* Python dengan menggunakan pola model data *training* untuk mendapatkan hasil MAPE terbaik dari data testing.

Parameter SVR yaitu  $C$ ,  $\varepsilon$  dan  $\gamma$  dalam FOA ini terkait dengan  $SC$ ,  $S\varepsilon$  dan  $S\gamma$ , sehingga diperlukan penelitian pengaruh parameter terus menerus sehingga dapat menghasilkan kinerja yang baik [13]. Sehingga, sebelum melakukan pencarian parameter optimal dalam setiap populasi, maka dilakukan percobaan untuk menentukan nilai setelah melakukan beberapa percobaan parameter pada model SVR, dapat diketahui bahwa semakin nilai  $C$  mendekati 5000, maka MAPE semakin kecil. Begitu pula dengan nilai  $\gamma$ , semakin mendekati nilai 180, semakin kecil nilai MAPE. Sedangkan untuk  $\varepsilon$  tidak memberikan perubahan yang signifikan terhadap peramalan sehingga pada perhitungan nilai konsentrasi bau ( $S$ ) ini tidak dikalikan dengan nilai yang berkemungkinan berpengaruh terhadap  $\varepsilon$ . Kemudian konsentrasi bau terbaik akan diseleksi, apabila belum mendapatkan konsentrasi bau terbaik, maka akan mencari pada generasi selanjutnya.

1. Gen = 100
2. Pop = 100
3. bestSmell = 100
4. bestXconstant, bestYconstant = initXconstant, initYconstant
5. bestXepsilon, bestYepsilon = initXepsilon, initYepsilon
6. bestXgamma, bestYgamma = initXgamma, initYgamma
7. x\_list, y\_list, CEG, value = [],[],[],[]

### Kode Program 5. 3 Konfigurasi Parameter FOA

Pada Kode Program 5.3 dilakukan inisialisasi jumlah generasi pada lalat buah. Percobaan yang dilakukan ini adalah percobaan ke dua dengan inisiasi jumlah generasi adalah 100, dimana setiap generasi memiliki jumlah populasi 100. bestSmell terbaik adalah bestSmell yang kurang dari 100, semakin minimum nilai bestSmell maka MAPE pada model SVR juga semakin baik.

Batasan dari hasil parameter dikatakan optimal apabila hanya terdapat satu *bestSmell* yang paling *satisfied* dibanding generasi lainnya.

```

1. for time in range(Gen):
2.     tmpXconstant, tmpYconstant, tmpXepsilon, tmpYepsilon, tmp
       Xgamma, tmpYgamma, tmpSmell, tmpCEG = _initParams(bestXc
       onstant, bestYconstant, bestXepsilon, bestYepsilon, bestXgamm
       a, bestYgamma, Pop, xtrain, ytrain, xtest, ytest, mean_absolute_
       percentage_error)
3.     if tmpSmell < bestSmell:
4.         bestXconstant, bestYconstant = tmpXconstant, tmpYconsta
           nt
5.         bestXepsilon, bestYepsilon = tmpXepsilon, tmpYepsilon
6.         bestXgamma, bestYgamma = tmpXgamma, tmpYgamma
7.         bestSmell = tmpSmell
8.         bestCEG = tmpCEG
9.         x_list.append((bestXconstant, bestXepsilon, bestXgamma))
10.        y_list.append((bestYconstant, bestYepsilon, bestYgamma))
11.        value.append(bestSmell)
12.        CEG.append(bestCEG)

```

**Kode Program 5. 4 Pencarian *best smell* FOA**

Setelah pencarian bau konsentrasi terbaik pada setiap populasi, maka akan terus melakukan iterasi pencarian pada setiap generasi lalat buah seperti yang terdapat di Kode Program 5.4. Pada baris 1 akan melakukan iterasi generasi dengan didalamnya terdapat baris 2 yang memanggil *function* iterasi populasi.

Parameter SVR yang paling optimal dalam FOA ini akan dicari konsentrasi bau lalat buah terbaik pada setiap generasinya. Konsentrasi bau terbaik didapatkan dengan melakukan *fitness function* dengan memasukkan perhitungan MAPE terbaik apabila dikaitkan dengan data *training* dan data *testing*.

Percobaan untuk mendapatkan tiga parameter ( $C$ ,  $\epsilon$ ,  $\gamma$ ) dari model SVR dicoba dengan mengubah jumlah generasi dan populasi. Pada percobaan pertama yaitu dengan jumlah generasi adalah 10 dan jumlah populasi adalah 100 menghasilkan 9 generasi terbaik dengan MAPE terkecil adalah 1,83%,  $C$  adalah 318.64288033320406,  $\epsilon$  adalah 0.13059297551854382, dan  $\gamma$  adalah 32.78749057602143. Selanjutnya, melakukan percobaan

kedua dengan jumlah generasi 100 dan jumlah populasi 100, menghasilkan 1 generasi terbaik dengan MAPE 0,020%,  $C$  adalah 9139.009142607989,  $\varepsilon$  adalah 1.0219421008384209, dan  $\gamma$  adalah 381.67717950346355.

## 5.4 Implementasi Model SVR

Pada sub bab ini akan menjelaskan mengenai implementasi model *Support Vector Regression* untuk pengerjaan tugas akhir ini. Pembuatan model SVR ini dilakukan dengan menggunakan bahasa python dengan beberapa *library* antara lain *Pandas* dan *Numpy* untuk pengolahan data, *sklear* untuk pemodelan SVR, *matplotlib* untuk visualisasi hasil prediksi model SVR dan *csv* untuk menyimpan hasil prediksi ke dalam file format csv. Semua *library* yang digunakan akan dipanggil seperti yang terdapat pada Kode Program 5.5.

```
1. import pandas as pd
2. import numpy as np
3. import matplotlib.pyplot as plt
4. from sklearn.svm import SVR
5. from sklearn import preprocessing
6. import csv
7. %matplotlib notebook
```

**Kode Program 5. 5 Import library Python**

### 5.4.1 Load Data Aktual

Sebelum memasuki proses peramalan dengan menggunakan model SVR, maka perlu memasukkan data yang akan digunakan ke dalam premprosesan SVR. *Loading* data dilakukan dengan menggunakan bahasa python. *Library* pada python yang digunakan dalam proses ini adalah *Pandas*.

Data yang dimasukkan adalah data *training*, data *testing*, data aktual untuk peramalan bulan September dan data harga saham lainnya. Sumber file yang digunakan dari masing – masing file adalah dengan format .csv. Variabel bebas yang digunakan pada peramalan ini harus sudah ada dalam setiap file yang akan dimasukkan ke dalam model SVR. Format isi setiap file yang dimasukkan sama yaitu *date*, *open*, *high*, *low*, *volume*, *exchange rate*, dan *close*.

```

1. # load train dataset
2. dataset_train = pd.read_csv("TR_Unilever.csv")
3. xtrain = dataset_train.iloc[:,1:6].values
4. ytrain = dataset_train.iloc[:, -1].values
5. # Load test dataset
6. dataset_test = pd.read_csv("TS_Unilever.csv")
7. xtest = dataset_test.iloc[:,1:6].values
8. ytest = dataset_test.iloc[:, -1].values
9. # Load data saham lain dataset
10. dataset_test = pd.read_csv('KalbeFarma.csv')
11. xkalbe = dataset_test.iloc[:,1:6].values
12. ykalbe = dataset_test.iloc[:, -1].values
13. # Load data untuk peramalan september dataset
14. dataset_test = pd.read_csv('UNVR_September.csv')
15. xsep = dataset_test.iloc[:,1:6].values
16. ysep = dataset_test.iloc[:, -1].values

```

**Kode Program 5. 6 Load data**

`pd.read_csv("TR_Unilever.csv")` pada Kode Program 5.6 digunakan untuk membaca *file* csv yang akan dimasukkan. Pada data yang dimasukkan akan dibagi menjadi *feature* (X) dan *target* (Y). X akan berisi variabel bebas yang akan digunakan untuk mempengaruhi peramalan. Y akan berisi target data yang akan diramalkan, yaitu data *close*. Pada data X dapat diseleksi lagi variabel yang dibutuhkan untuk mengetahui keterkaitan setiap variabel terhadap hasil peramalan dengan memilih setiap kolom dan baris. Contohnya pada data *training*, “`xtrain = dataset_train.iloc[:,1:6].values`” akan berisi seluruh variabel bebas dari *open*, *high*, *low*, *volume* dan *exchange rate*.

### 5.4.2 Peramalan SVR

Peramalan SVR dilakukan dengan menggunakan percobaan parameter acak dan parameter FOA dari penelitian sebelumnya. Peramalan menggunakan parameter tersebut akan dicoba untuk meramalkan data *training*. Hasil peramalan tersebut akan dibandingkan dengan peramalan yang menggunakan masukan parameter SVR paling optimal yang telah didapatkan pada pencarian parameter dengan FOA. Adapun masukan nilai parameter SVR optimal tersebut yaitu  $C$  adalah 9139.009142607989,  $\epsilon$  adalah 1.0219421008384209, dan  $\gamma$

adalah 381.67717950346355 seperti yang terdapat pada Kode Program 5.7.

```

1. # Fitting the SVR to the dataset
2. regressor = SVR(kernel = 'rbf', C=9139.009142607989, epsilon
   =1.0219421008384209, gamma=381.67717950346355)
3. model = regressor.fit(xtest, ytest)
4. coba_prediksi = model.predict(xtest)
5. print(f"MAPE: {mean_absolute_percentage_error(ytest, coba_p
   rediksi)}")
6. print(f"MSE: {mean_square_error(ytest, coba_prediksi)}")
7. for i in range(len(coba_prediksi)):
8.     print(f"Hasil prediksi model: {coba_prediksi[i]} | Data aktual:
       {ytest[i]}")

```

**Kode Program 5. 7 Peramalan model SVR**

Data yang akan diramalkan akan dimasukkan ke dalam model SVR. Pada Kode Program 5.7 baris ke 3, akan memanggil fungsi fitSVR yang mana akan berisi X (*future*) atau data variabel bebas yang digunakan untuk peramalan dan Y (*target*) yang berisi target peramalan.

```

1. with open("5Attribut_TestUNVR.csv", "w", newline="") as f:
2.     writer = csv.writer(f, delimiter=',')
3.     for i in range(len(coba_prediksi)):
4.         writer.writerow([coba_prediksi[i], ytest[i]])

```

**Kode Program 5. 8 Export hasil peramalan dalam csv**

Pada Kode Program 5.8 digunakan untuk menyimpan hasil prediksi yang telah dilakukan dengan model SVR.

```

1. mapping_id_data = [x+1 for x in range(len(xtest))]
2. plt.scatter(mapping_id_data, ytest, color= 'black', label= 'Data')
3. plt.plot(mapping_id_data, coba_prediksi, color= 'red', label= 'RB
   F model')
4. plt.xlabel('Feature')
5. plt.ylabel('Close Price')
6. plt.title('Support Vector Regression')
7. plt.legend()
8. plt.show()

```

**Kode Program 5. 9 Visuasilasi Peramalan**

Pada Kode Program 5.9, hasil peramalan akan divisualisasikan dengan grafik yang akan membandingkan antara data aktual dan



hasil peramalan model SVR. Visualisasi grafik yang dilakukan pada peramalan ini menggunakan *library* matplotlib.

Model peramalan dihasilkan dari data *training* yang terdiri dari data PT. Unilever Indonesia saja menggunakan algoritma SVR. Kemudian model yang dihasilkan akan divalidasi menggunakan data *testing*. Hasil model SVR terbaik diambil dari data *testing*. Selajutnya model tersebut akan digunakan untuk meramalkan peramalan mendatang dan data harga saham lain untuk mengetahui kecangihan model.

## 5.5 Analisis Performa Model

Hasil peramalan yang telah dilakukan dengan model SVR akan dianalisis dengan menghitung nilai MAPE dan MSE pada masing – masing peramalan. Adapun perhitungan nilai MAPE dan MSE dibuat seperti yang terdapat pada Kode Program 5.10.

```

1. def mean_absolute_percentage_error(y_true, y_pred):
2.     y_true, y_pred = np.array(y_true), np.array(y_pred)
3.     return np.mean(np.abs((y_true - y_pred) / y_true)) * 100
4.
5. def mean_square_error(y_true, y_pred):
6.     y_true, y_pred = np.array(y_true), np.array(y_pred)
7.     return np.mean((y_true - y_pred)**2)

```

**Kode Program 5. 10 Fungsi MAPE dan MSE**

Hasil peramalan pada data *training* dan *testing* dengan menggunakan seluruh variabel bebas menghasilkan MAPE dan MSE seperti yang terdapat pada Tabel 5.1.

**Tabel 5. 1 Akurasi hasil peramalan**

Data	MAPE	MSE
<i>Training</i>	0.13353995230124457	41260.9841172731
<i>Testing</i>	0.002084004115826324	1.0442746056588716
Saham lain	0.06560070082254996	1.0442347212676222

*(Halaman sengaja dikosongkan)*

## BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan diuraikan mengenai hasil implementasi yang sudah dilakukan pada bab sebelumnya, antara lain yaitu hasil uji coba model, hasil validasi model dan juga peramalan yang dilakukan

### 6.1 Hasil Pra-Processing Data

Pra-processing data dilakukan terhadap data harga saham PT. Unilever Indonesia. Adapun beberapa data yang diproses dari data harga saham tersebut adalah data *training*, data *testing*, dan perencanaan data aktual sebagai peramalan masa mendatang. Hasil data *training* dan data *testing* secara keseluruhan akan dilampirkan ke dalam LAMPIRAN A. Sedangkan untuk perencanaan data aktual peramalan masa mendatang, menggunakan data hasil peramalan bulan sebelumnya.

### 6.2 Hasil Uji Korelasi

#### 6.2.1 Hasil Uji Korelasi Unilever

Hasil uji korelasi untuk mengetahui pengaruh antar variabel bebas dan varibel pada data harga saham PT. Unilever Indonesia dapat dilihat pada Gambar 6.1 dibawah ini.

Correlations			Open	High	Low	Volume	ExchangeRate	Close
Spearman's rho	Open	Correlation Coefficient	1.000	.996 <sup>**</sup>	.996 <sup>**</sup>	.123 <sup>**</sup>	.334 <sup>**</sup>	.993 <sup>**</sup>
		Sig. (2-tailed)		.000	.000	.000	.000	.000
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018
	High	Correlation Coefficient	.996 <sup>**</sup>	1.000	.995 <sup>**</sup>	.143 <sup>**</sup>	.335 <sup>**</sup>	.997 <sup>**</sup>
		Sig. (2-tailed)	.000		.000	.000	.000	.000
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018
	Low	Correlation Coefficient	.996 <sup>**</sup>	.995 <sup>**</sup>	1.000	.100 <sup>**</sup>	.336 <sup>**</sup>	.996 <sup>**</sup>
		Sig. (2-tailed)	.000	.000		.001	.000	.000
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018
	Volume	Correlation Coefficient	.123 <sup>**</sup>	.143 <sup>**</sup>	.100 <sup>**</sup>	1.000	.064 <sup>*</sup>	.119 <sup>**</sup>
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.001		.042	.000
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018
	ExchangeRate	Correlation Coefficient	.334 <sup>**</sup>	.335 <sup>**</sup>	.336 <sup>**</sup>	.064 <sup>*</sup>	1.000	.334 <sup>**</sup>
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.042		.000
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018
	Close	Correlation Coefficient	.993 <sup>**</sup>	.997 <sup>**</sup>	.996 <sup>**</sup>	.119 <sup>**</sup>	.334 <sup>**</sup>	1.000
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	.000	
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018

\*\*. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

\*. Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

**Gambar 6. 1 Uji Korelasi Unilever**

Dapat dilihat pada Gambar 6.1 bahwa hasil korelasi antara variabel bebas yaitu *open*, *high*, *low*, *volume*, dan *exchange rate* mempengaruhi variabel terikat yaitu *close*, yang terdapat pada akhir baris ataupun kolom terakhir.

Korelasi variabel bebas *open* pada variabel terikat *close* adalah sebesar 0,993 sehingga sangat berkorelasi. Korelasi *high* kepada *close* adalah sebesar 0,997 sehingga sangat berkorelasi. Korelasi *low* kepada *close* adalah 0,996 sehingga sangat berkorelasi. Korelasi *volume* ke *close* adalah 0,119 sehingga sangat berkorelasi. Korelasi *exchange rate* ke *close* adalah 0,334 sehingga sangat berkorelasi. Pada nilai signifikan seluruh variabel bebas ke variabel terikat menunjukkan 0,00 sehingga signifikansinya antara dari masing – masing variabel bebas ini sangat tinggi.

### 6.2.2 Hasil Uji Korelasi Kalbe Farma

Hasil uji korelasi variabel bebas dan variabel terikat pada data harga saham PT. Kalbe Farma Tbk dapat dilihat pada Gambar 6.2.

			Open	High	Low	Volume	ExchangeRate	Close
Spearman's rho	Open	Correlation Coefficient	1.000	.994**	.994**	.000	-.649**	.988**
		Sig. (2-tailed)	.	.000	.000	.991	.000	.000
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018
	High	Correlation Coefficient	.994**	1.000	.993**	.022	-.645**	.994**
		Sig. (2-tailed)	.000	.	.000	.476	.000	.000
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018
	Low	Correlation Coefficient	.994**	.993**	1.000	-.015	-.661**	.993**
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.	.626	.000	.000
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018
	Volume	Correlation Coefficient	.000	.022	-.015	1.000	-.194**	.006
		Sig. (2-tailed)	.991	.476	.626	.	.000	.854
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018
	ExchangeRate	Correlation Coefficient	-.649**	-.645**	-.661**	-.194**	1.000	-.653**
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.000	.	.000
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018
	Close	Correlation Coefficient	.988**	.994**	.993**	.006	-.653**	1.000
		Sig. (2-tailed)	.000	.000	.000	.854	.000	.
		N	1018	1018	1018	1018	1018	1018

\*\* . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

**Gambar 6. 2 Uji Korelasi Kalbe Farma**

Dari Gambar 6.2 tersebut dapat diketahui bahwa ada 4 variabel bebas yang berpengaruh terhadap variabel terikat. Adapun 4 variabel bebas tersebut adalah *open*, *high*, *low*, dan *exchange*

*rate*. Nilai korelasi antara variabel bebas *open* terhadap variabel terikat *close* adalah sebesar 0,988 yang artinya sangat berkorelasi. Nilai korelasi antara variabel bebas *high* terhadap variabel terikat *close* adalah sebesar 0,994 yang artinya sangat berkorelasi. Nilai korelasi antara variabel bebas *low* terhadap variabel terikat *close* adalah sebesar 0,993 yang artinya sangat berkorelasi. Nilai korelasi antara variabel bebas *exchange rate* terhadap variabel terikat *close* adalah sebesar 0,653 yang artinya sangat berkorelasi. Pada 4 variabel bebas ini, memiliki nilai signifikansi sama yaitu 0.00 yang berarti tingkat signifikansinya sangat tinggi. Berbeda dengan yang lainnya. pada variabel bebas *volume* memiliki korelasi rendah dengan nilai korelasi adalah 0,006, sedangkan nilai signifikansinya juga rendah yaitu 0,857.

### 6.3 Hasil Pencarian Parameter FOA

Pencarian parameter SVR ( $C$ ,  $\epsilon$  dan  $\gamma$ ) menggunakan metode FOA dilakukan beberapa kali iterasi dengan inisiasi FOA yang berbeda. Adapun semua inisiasi parameter yang terdapat pada FOA dijelaskan pada Tabel 6.1.

**Tabel 6. 1 Hasil Percobaan FOA**

Percobaan	Jumlah generasi ( <i>gen</i> )	Jumlah populasi ( <i>pop</i> )	Inisiasi X, Y( $C$ , $\epsilon$ dan $\gamma$ )	Smell Best
1	100	20	Angka acak ( <i>random</i> )	16,24978 64423331 43
2	200	20	Angka acak ( <i>random</i> )	16,25011 43488832 55

Percobaan	Jumlah generasi ( <i>gen</i> )	Jumlah populasi ( <i>pop</i> )	Inisiasi X, Y(C, $\epsilon$ dan $\gamma$ )	Smell Best
3	10	100	Angka acak ( <i>random</i> )	1,831903 70069225 07
4	100	100	Angka acak ( <i>random</i> )	0,020666 15000375 9407

Pada Tabel 6.1 dapat dilihat bahwa perbandingan antara beberapa inisiasi FOA dapat mempengaruhi bau konsentrasi terbaik. Pada percobaan ini, hanya melakukan empat percobaan karena telah menemukan hasil MAPE terbaik dengan bau konsentrasi terbaik adalah 0,020%.

Pada percobaan tersebut nilai FOA yang memiliki MAPE sangat baik adalah pada percobaan ke 3 dan ke 4. Namun, pada penelitian ini akan memilih nilai parameter dari percobaan ke empat karena MAPE hampir mendekati 0%.

Sedangkan untuk hasil percobaan paling optimal yang diperoleh seperti yang terdapat pada Gambar 6.3. Hasil percobaan secara keseluruhan akan dilampirkan pada LAMPIRAN B.

Gen: 1		Smell: 0.020666150003759407		C: 9139.009142607989		E: 1.0219421008384209		G: 381.67717950346355
Gen: 2		Unsatisfied smell -> 0.07796790499018497						
Gen: 3		Unsatisfied smell -> 0.08533955892396652						
...								
Gen: 97		Unsatisfied smell -> 0.10999070501925345						
Gen: 98		Unsatisfied smell -> 0.12198265692217956						
Gen: 99		Unsatisfied smell -> 0.10125980945690204						
Gen: 100		Unsatisfied smell -> 0.13721061369325604						

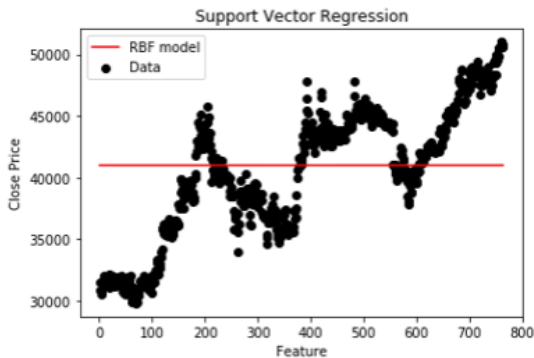
**Gambar 6. 3 Hasil iterasi FOA Parameter Optimal**

Pada Gambar 6.3 ini, menunjukkan hasil iterasi FOA dari parameter yang paling optimal dari FOA yaitu dengan *smell* 0,02%.

## **6.4 Peramalan Tanpa Tuning Parameter**

### **6.4.1 Parameter Acak**

Peramalan dengan parameter acak ini dilakukan dengan menggunakan data *training* yang dipengaruhi seluruh variabel. Adapun hasil peramalan tersebut dapat dilihat pada Gambar 6.4.



**Gambar 6. 4** Peramalan dengan Parameter Acak

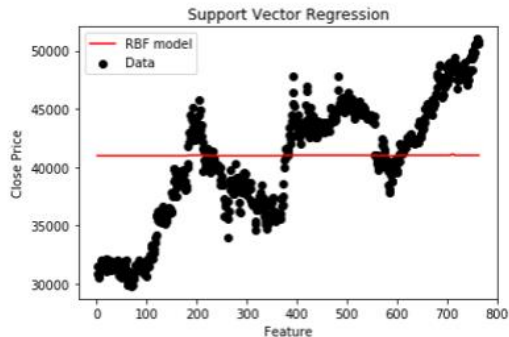
Pada Gambar 6.4 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data *training* dengan menggunakan variabel seluruh variabel dengan model SVR yang parameternya acak menghasilkan peramalan yang kurang baik. Hal ini dapat dilihat dari hasil garis peramalan tidak mengikuti titik data aktual. Hasil peramalan hanya bernilai mendekati rata – rata keseluruhan.

#### **6.4.2 Parameter FOA Penelitian Sebelumnya**

Peramalan dengan parameter FOA pada penelitian sebelumnya ini dilakukan dengan menggunakan data *training* yang dipengaruhi seluruh variabel. Adapun hasil peramalan tersebut dapat dilihat pada Gambar 6.5.





**Gambar 6. 5 Peramalan dengan parameter penelitian sebelumnya**

Pada Gambar 6.5 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

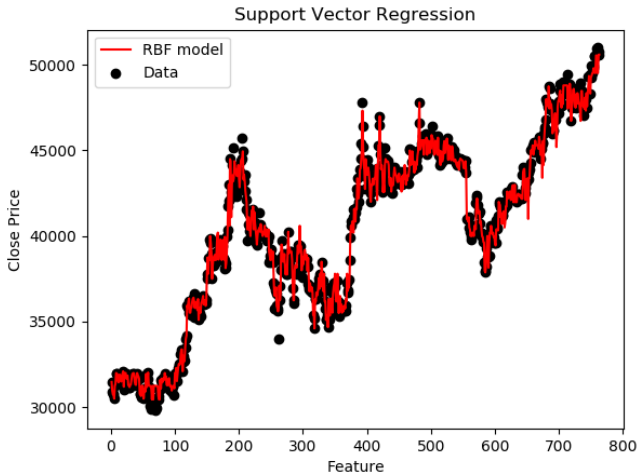
Dapat dilihat hasil peramalan data *training* dengan menggunakan variabel seluruh variabel dengan model SVR yang parameternya FOA penelitian sebelumnya menghasilkan peramalan yang kurang baik. Hal ini dapat dilihat dari hasil garis peramalan tidak mengikuti titik data aktual. Hasil peramalan hanya bernilai mendekati rata – rata keseluruhan.

## **6.5 Hasil Peramalan Data Aktual Training**

Peramalan data *training* dengan menggunakan model SVR yang terbaik dilakukan untuk meramalkan harga *close* data *training* PT. Unilever Indonesia yang dipengaruhi dengan beberapa variabel bebas. Peramalan data *training* dengan setiap variabel bebas dijelaskan pada sub bab berikut.

### **6.5.1 Peramalan dengan Variabel Open**

Peramalan data *training* dengan variabel *open* dapat dilihat pada Gambar 6.6.



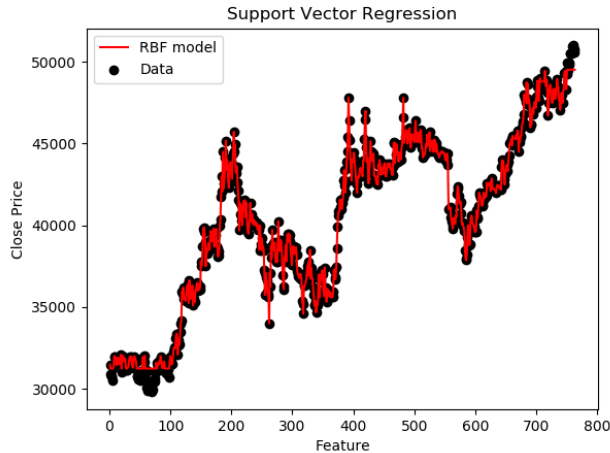
**Gambar 6. 6** Peramalan data *training* dengan var *open*

Pada Gambar 6.6 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data *training* dengan menggunakan variabel *open* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,6491%.

### 6.5.2 Peramalan dengan Variabel High

Peramalan data *training* dengan variabel *high* dapat dilihat pada Gambar 6.7.



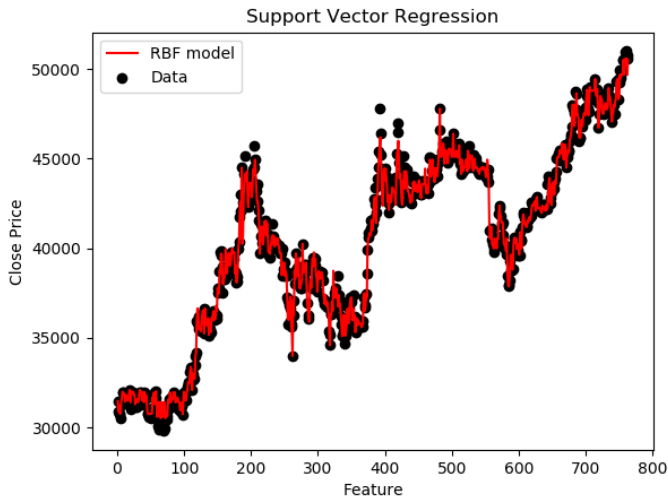
**Gambar 6. 7** Peramalan data *training* dengan var *high*

Pada Gambar 6.7 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data *training* dengan menggunakan variabel *high* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,4701%.

### 6.5.3 Peramalan dengan Variabel Low

Peramalan data *training* dengan variabel *low* dapat dilihat pada Gambar 6.8.



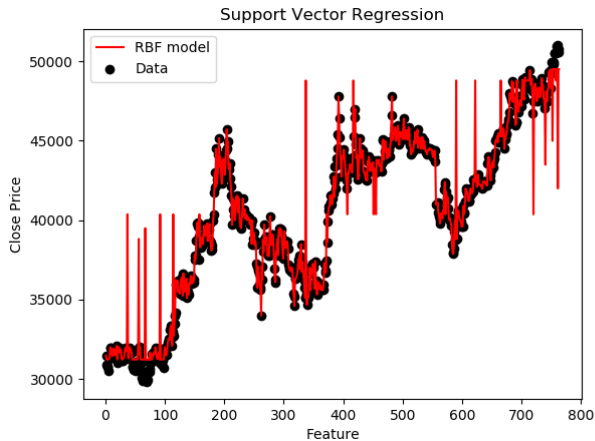
**Gambar 6. 8 Peramalan data *training* dengan var *low***

Pada Gambar 6.8 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data *training* dengan menggunakan variabel *low* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,4805%.

#### **6.5.4 Peramalan dengan Variabel Volume**

Peramalan data *training* dengan variabel *volume* dapat dilihat pada Gambar 6.9.



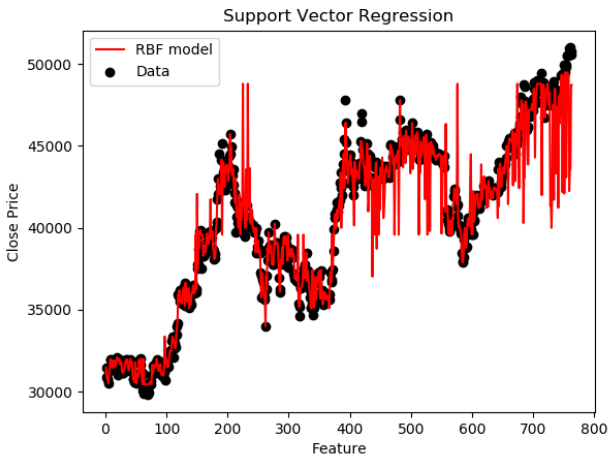
**Gambar 6. 9** Peramalan data *training* dengan var *vol*

Pada Gambar 6.9 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data *training* dengan menggunakan variabel *volume* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,5788%.

### 6.5.5 Peramalan dengan Variabel Exchange Rate

Peramalan data *training* dengan variabel *exchange rate* dapat dilihat pada Gambar 6.10.



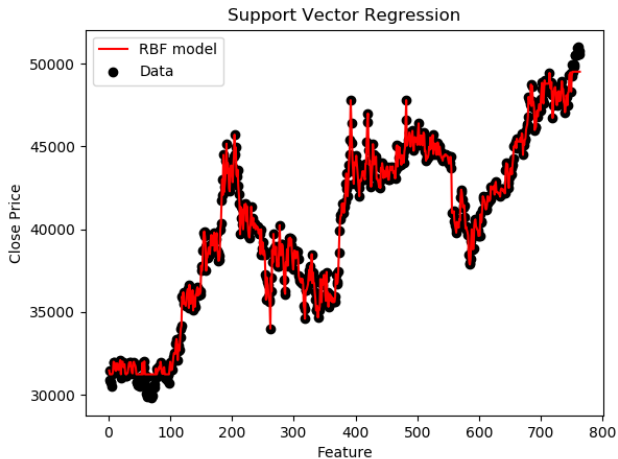
**Gambar 6.10** Peramalan data *training* dengan var *ex rate*

Pada Gambar 6.10 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data *training* dengan menggunakan variabel *exchange rate* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 1,2493%.

### 6.5.6 Peramalan dengan Semua Variabel

Peramalan data *training* dengan variabel *open*, *high*, *low*, *volume*, dan *exchange rate* dapat dilihat pada Gambar 6.11. Gambar grafik tersebut merupakan hasil peramalan data *training* yang dipengaruhi seluruh variabel. Apabila hasil peramalan bagus, maka hasil keterkaitan antar seluruh variabel bebas sangat baik.



**Gambar 6. 11** Peramalan data *training* dengan semua variabel

Pada Gambar 6.11 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

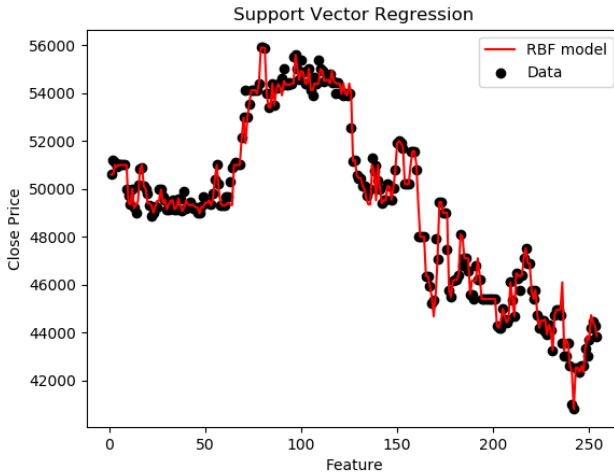
Dapat dilihat hasil peramalan data *training* dengan menggunakan semua variabel bebas yaitu *open*, *high*, *low*, *volume* dan *exchange rate* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,1335%.

## 6.6 Hasil Permalan Data Testing

Peramalan data *testing* dengan menggunakan model SVR yang terbaik dilakukan untuk meramalkan harga *close* data *testing* PT. Unilever Indonesia yang dipengaruhi dengan beberapa variabel bebas. Peramalan data *testing* dengan setiap variabel bebas dijelaskan pada sub bab berikut.

### 6.6.1 Peramalan dengan Variabel Open

Peramalan data *testing* dengan variabel *open* dapat dilihat pada Gambar 6.12.



**Gambar 6. 12 Peramalan data *testing* dengan var *open***

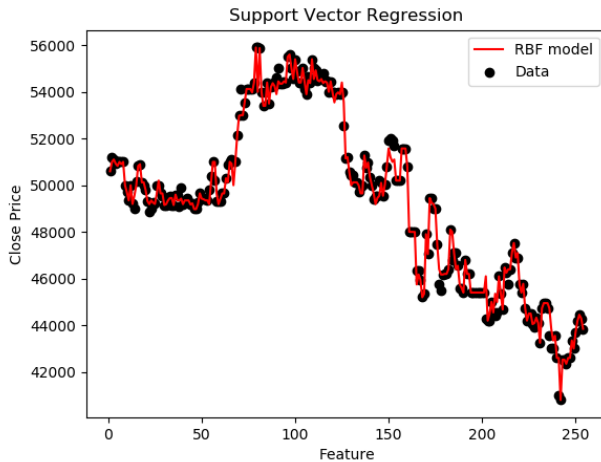
Pada Gambar 6.12 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data *testing* dengan menggunakan variabel bebas yaitu *open* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,3816%.

### 6.6.2 Peramalan dengan Variabel High

Peramalan data *testing* dengan variabel *high* dapat dilihat pada Gambar 6.13.





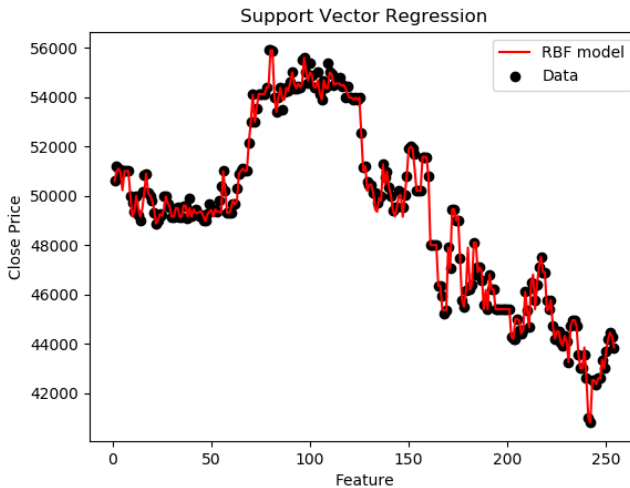
**Gambar 6.13** Peramalan data *testing* dengan var *high*

Pada Gambar 6.13 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data *testing* dengan menggunakan variabel bebas yaitu *high* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,2923%.

### 6.6.3 Peramalan dengan Variabel Low

Peramalan data *testing* dengan variabel *low* dapat dilihat pada Gambar 6.14.



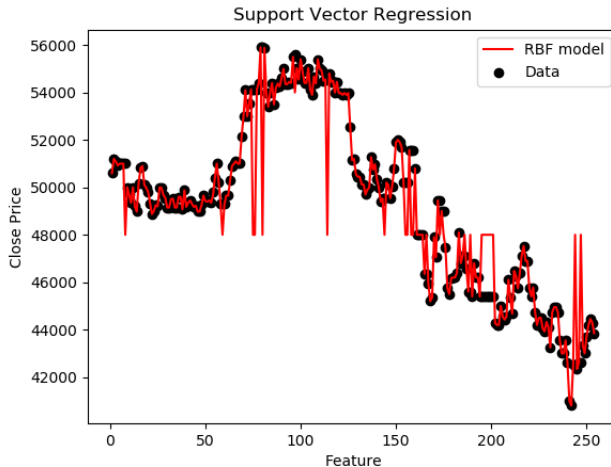
**Gambar 6. 14** Peramalan data *testing* dengan var *low*

Pada Gambar 6.14 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data *testing* dengan menggunakan variabel bebas yaitu *low* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,2094%.

#### **6.6.4 Peramalan dengan Variabel Volume**

Peramalan data *testing* dengan variabel *volume* dapat dilihat pada Gambar 6.15.



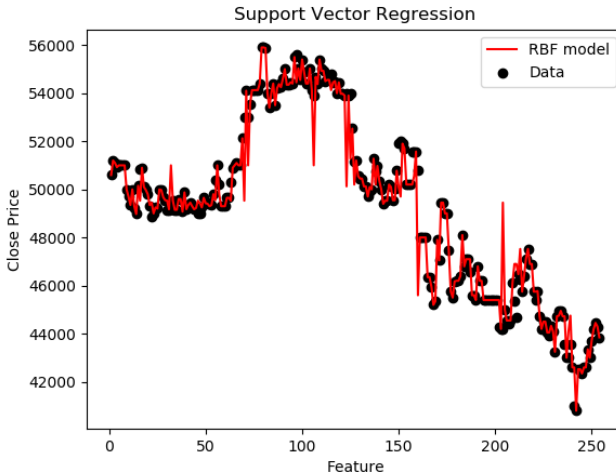
**Gambar 6. 15** Peramalan data *testing* dengan var *volume*

Pada Gambar 6.15 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data *testing* dengan menggunakan variabel bebas yaitu *volume* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,6614%.

### 6.6.5 Peramalan dengan Variabel Exchange Rate

Peramalan data *testing* dengan variabel *exchange rate* dapat dilihat pada Gambar 6.16.



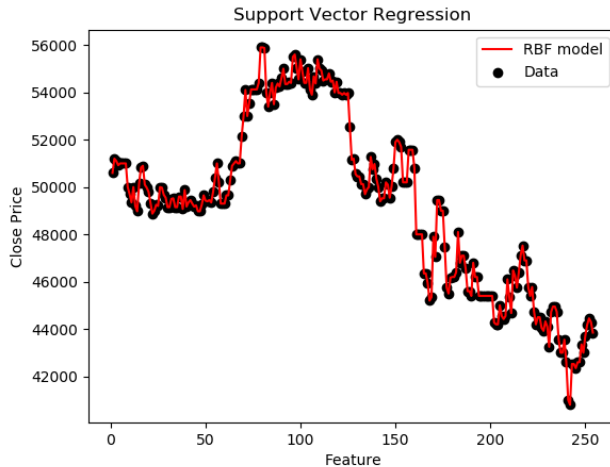
**Gambar 6. 16** Peramalan data *testing* dengan *var ex rate*

Pada Gambar 6.16 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data *testing* dengan menggunakan variabel bebas yaitu *exchange rate* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,4464%.

#### **6.6.6 Peramalan dengan Semua Variabel**

Peramalan data *testing* dengan variabel *open*, *high*, *low*, *volume*, dan *exchange rate* dapat dilihat pada Gambar 6.17. Gambar grafik tersebut merupakan hasil peramalan data *testing* yang dipengaruhi seluruh variabel. Apabila hasil peramalan bagus, maka hasil keterkaitan antar seluruh variabel bebas sangat baik.



**Gambar 6. 17** Peramalan data *testing* dengan semua variabel

Pada Gambar 6.17 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

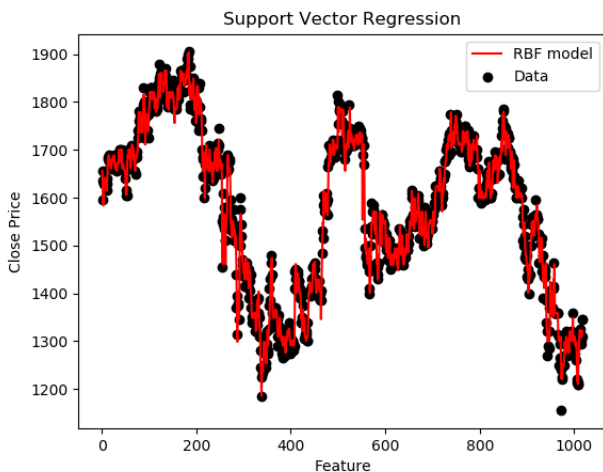
Dapat dilihat hasil peramalan data *testing* dengan menggunakan semua variabel bebas yaitu *high* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,0021%.

## 6.7 Hasil Peramalan Data Saham Lain

Peramalan data harga saham lain yaitu PT. Kalbe Farma Tbk dengan menggunakan model SVR terbaik yang telah dicari sebelumnya. Model SVR terbaik ini akan digunakan untuk meramalkan harga *close* pada data PT. Kalbe Farma Tbk sehingga dapat mengetahui kecanggihan model SVR tersebut. Peramalan data harga saham lain ini juga akan dicari pengaruhnya terhadap setiap variabel bebas sehingga dapat dibandingkan dengan data PT. Unilever Indonesia.

### 6.7.1 Peramalan dengan Variabel Open

Peramalan data saham PT. Kalbe Farma Tbk dengan variabel *open* dapat dilihat pada Gambar 6.18.



**Gambar 6. 18** Peramalan saham lain dengan var *open*

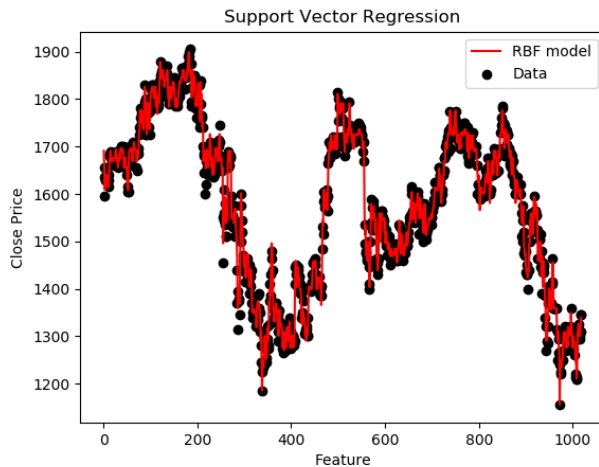
Pada Gambar 6.18 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data harga saham lain dengan menggunakan variabel bebas yaitu *open* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 1,04499%.

### 6.7.2 Peramalan dengan Variabel High

Peramalan data PT. Kalbe Farma Tbk dengan variabel *high* dapat dilihat pada Gambar 6.19. Gambar grafik tersebut merupakan hasil peramalan data harga saham lain yang dipengaruhi variabel *open*. Apabila hasil peramalan bagus,

maka hasil keterkaitan antar variabel *open* dengan *close* sangat baik



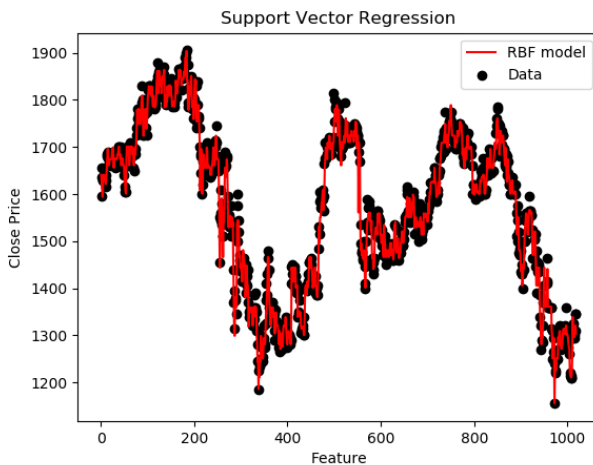
**Gambar 6.19** Peramalan saham lain dengan var *high*

Pada Gambar 6.19 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data harga saham lain dengan menggunakan variabel bebas yaitu *high* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,7464%.

### 6.7.3 Peramalan dengan Variabel Low

Peramalan data PT. Kalbe Farma Tbk dengan variabel *low* dapat dilihat pada Gambar 6.20. Gambar grafik tersebut merupakan hasil peramalan data harga saham lain yang dipengaruhi variabel *low*. Apabila hasil peramalan bagus, maka hasil keterkaitan antar variabel *low* dan *close* sangat baik.



**Gambar 6. 20** Peramalan saham lain dengan *var low*

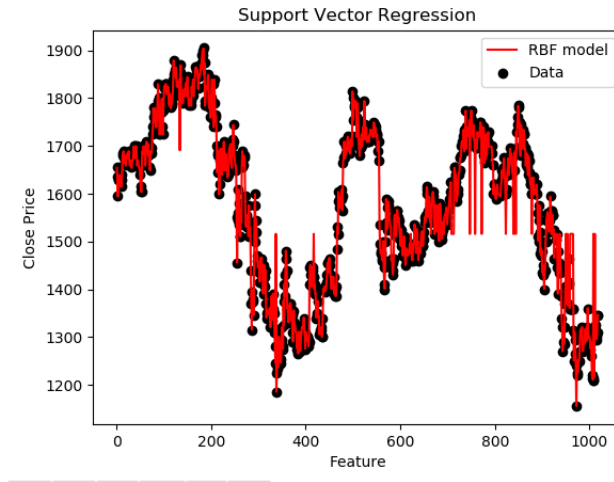
Pada Gambar 6.20 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data harga saham lain dengan menggunakan variabel bebas yaitu *low* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,7503%.

#### **6.7.4 Peramalan dengan Variabel Volume**

Peramalan data PT. Kalbe Farma Tbk dengan variabel *volume* dapat dilihat pada Gambar 6.21. Gambar grafik tersebut merupakan hasil peramalan data harga saham lain yang dipengaruhi variabel *volume*. Apabila hasil peramalan bagus, maka hasil keterkaitan antar variabel *volume* dengan *close* sangat baik.





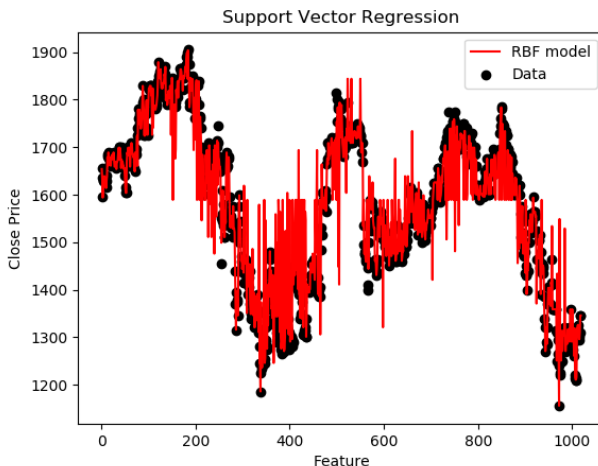
**Gambar 6. 21 Peramalan saham lain dengan var *volume***

Pada Gambar 6.21 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data harga saham lain dengan menggunakan variabel bebas yaitu *volume* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 1,7272%.

#### **6.7.5 Peramalan dengan Variabel Exchange Rate**

Peramalan data PT. Kalbe Farma Tbk dengan variabel *exchange rate* dapat dilihat pada Gambar 6.22. Gambar grafik tersebut merupakan hasil peramalan data harga saham lain yang dipengaruhi variabel *exchange rate*. Apabila hasil peramalan bagus, maka hasil keterkaitan antar variabel *exchange rate* dengan *close* sangat baik.



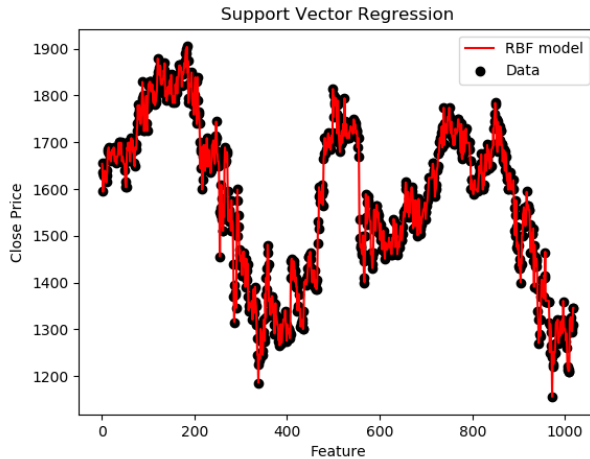
**Gambar 6. 22** Peramalan data saham lain dengan var *ex rate*

Pada Gambar 6.22 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data harga saham lain dengan menggunakan variabel bebas yaitu *exchange rate* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 1,7272%.

#### **6.7.6 Peramalan dengan Semua Variabel**

Peramalan data PT. Kalbe Farma Tbk dengan variabel *open*, *high*, *low*, *volume*, dan *exchange rate* dapat dilihat pada Gambar 6.23. Gambar grafik tersebut merupakan hasil peramalan data harga saham lain yang dipengaruhi seluruh variabel bebas. Apabila hasil peramalan bagus, maka hasil keterkaitan antar seluruh variabel bebas dengan *close* sangat baik



**Gambar 6. 23 Peramalan saham lain dengan seluruh variabel**

Pada Gambar 6.23 sumbu Y merupakan nilai *close* dan sumbu X merupakan variabel bebas. Garis merah pada grafik menunjukkan hasil peramalan, sedangkan titik hitam pada grafik menunjukkan data aktual.

Dapat dilihat hasil peramalan data harga saham lain dengan menggunakan seluruh variabel bebas yaitu *open*, *high*, *low*, *volume* dan *exchange rate* dapat menghasilkan peramalan yang baik. Hal tersebut dapat dari data hasil peramalan yaitu garis berwarna merah yang mengikuti titik data aktual yaitu titik berwarna hitam. Adapun MAPE dari peramalan ini adalah sebesar 0,0656%.if

## 6.8 Analisis Hasil Peramalan

Hasil model SVR dengan parameter acak dan parameter FOA penelitian sebelumnya menghasilkan MAPE sebesar 11,6096% dan 11.5696%. Adapun hasil MAPE ini tidak cukup mewakili hasil peramalan karena nilai peramalannya rata – rata sama dan tidak mengikuti data aktual. Hal ini membuat peramalan model SVR dengan *tuning parameter* dibutuhkan yaitu dengan FAO.

Analisis hasil peramalan dari model SVR dengan parameter FAO menghasilkan nilai konsentrasi yang baik, sehingga model

SVR dengan parameter FOA digunakan sebagai model terbaik yang sebelumnya telah didapatkan dari data *testing*.

Perhitungan MAPE digunakan untuk melihat perbandingan performa peramalan model SVR terhadap data yang diramalkan yaitu data *training*, *testing*, dan harga saham lain. Selain itu, hasil dari peramalan model SVR juga digunakan untuk mengetahui keterkaitan variabel bebas pada setiap peramalan data. Adapun hasil perbandingan MAPE dan MSE dari data yang diramalkan menggunakan model SVR dapat dilihat pada Tabel 6.2.

**Tabel 6. 2 Hasil akurasi semua model peramalan**

<b>Data</b>	<b>Variabel Bebas</b>	<b>MAPE</b>	<b>MSE</b>
<i>Training</i>	<i>Open</i>	0,6491%	259840,063
	<i>High</i>	0,4701%	145274,257
	<i>Low</i>	0,4805%	148209,808
	<i>Volume</i>	0,5788%	1294655,695
	<i>Exchange Rate</i>	1,2493%	2375403,214
	<i>Open, high, low, volume, exchange rate</i>	0,1335%	41260,984
<i>Testing</i>	<i>Open</i>	0,3816%	188994,333
	<i>High</i>	0,2923%	111427,138
	<i>Low</i>	0,2094%	71438,899
	<i>Volume</i>	0,6614%	1377971,979

Data	Variabel Bebas	MAPE	MSE
	<i>Exchange Rate</i>	0,4464%	548824,159
	<i>Open, high, low, volume, exchange rate</i>	0,0021%	1,0443
Data harga saham PT. Kalbe Farma Tbk.	<i>Open</i>	1,0499%	623,5739
	<i>High</i>	0,7464%	299,0020
	<i>Low</i>	0,7503%	329,6109
	<i>Volume</i>	0,3835%	752,4444
	<i>Exchange Rate</i>	1,7272%	4154,3387
	<i>Open, high, low, volume, exchange rate</i>	0,0656%	1,0442

Peramalan data *training* paling baik apabila menggunakan seluruh variabel bebas. Variabel bebas yang paling berpengaruh terhadap peramalan pada data *training* ini adalah variabel *high* dan *low*.

Peramalan data *testing* paling baik apabila menggunakan seluruh variabel bebas yaitu *open, high, low, volume* dan *exchange rate*. Variabel bebas yang paling berpengaruh terhadap peramalan pada data *testing* ini adalah variabel *high* dan *low*.

Pada data di atas dapat diketahui bahwa pada data PT. Unilever Indonesia, \selaras dengan hasil uji korelasi dimana seluruh variabel bebas sangat berpengaruh dengan data *close*.

Pada data PT. Kalbe Farma Tbk dapat diketahui bahwa model peramalan SVR dapat digunakan juga pada data harga saham yang lainnya. Hal ini dibuktikan dengan MAPE pada setiap peramalan dari berbagai variabel bebas memiliki nilai kurang dari 10%, yang mana hasil beramalan tersebut memiliki ketepatan akurasi yang sangat baik. Peramalan data PT. Kalbe Farma Tbk ini paling bagus apabila menggunakan seluruh variabel bebas yaitu *open*, *high*, *low*, *volume* dan *exchange rate*. Variabel bebas yang paling berpengaruh pada peramalan data PT. Kalbe Farma Tbk ini adalah variabel *volume*.

Pada PT. Kalbe Farma Tbk terdapat perbedaan hasil peramalan dengan hasil uji korelasi yang ada. Pada hasil uji korelasi disebutkan bahwa variabel *volume* tidak berpengaruh terhadap data *close*, sedangkan pada hasil peramalan model SVR dengan masing – masing variabel bebas di PT. Kalbe Farma Tbk, nilai MAPE yang paling baik diantara ke 5 variabel bebas adalah variabel *volume*. Hal ini belum tentu hasil uji korelasi dapat tepat apabila data diramalkan dengan model SVR terbaik.

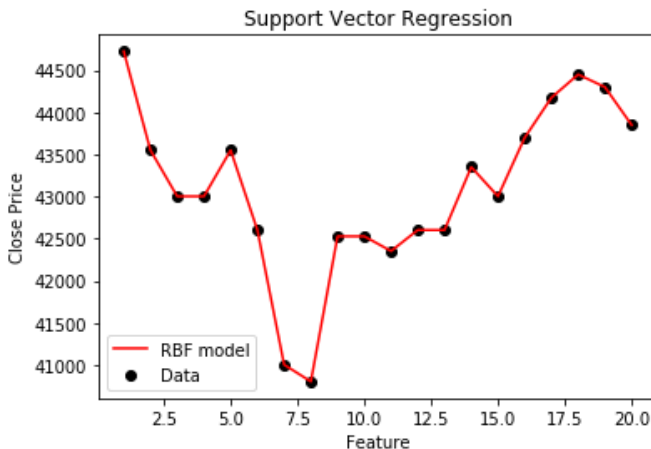
Semua data yang diramalkan menggunakan model SVR terbaik ( $C = 9139.009142607989$ ,  $\varepsilon = 1.0219421008384209$ ,  $\gamma = 381.67717950346355$ ) memiliki tingkat akurasi yang baik dengan nilai MAPE kurang dari 10%. Sehingga dapat dikatakan bahwa model SVR tersebut adalah model terbaik untuk meramalkan data harga saham harian.

Pada seluruh percobaan peramalan di atas, dapat diketahui bahwa perubahan parameter sangat berpengaruh terhadap peramalan model SVR. Apabila parameter yang dimasukkan belum optimal, maka akan menghasilkan nilai perasamakan yang tidak dapat mengikuti data aktual. Sedangkan apabila menggunakan peramalan model SVR menggunakan parameter optimal, hasil peramalan akan mengikuti data aktual dengan MAPE yang sangat bagus juga.

## 6.9 Hasil Peramalan Masa Mendatang

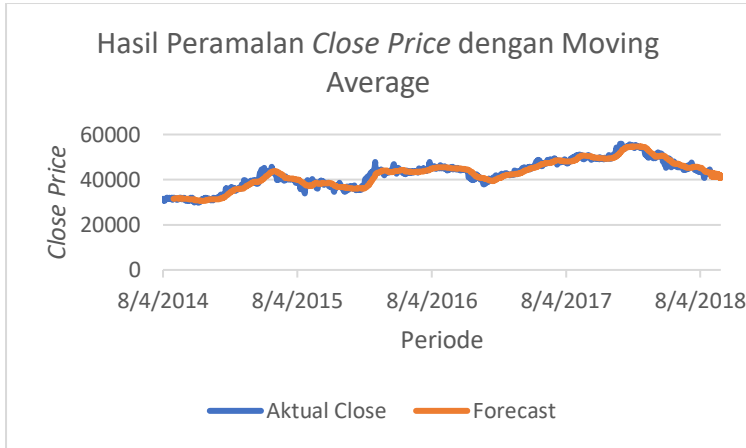
Peramalan masa mendatang ini dilakukan menggunakan model SVR terbaik yang telah didapatkan sebelumnya dan

menggunakan semua variabel yang mana dapat menghasilkan peramalan paling baik pada data *testing* yang sebelumnya telah diramalkan. Peramalan masa mendatang ini akan meramalkan *close price* saham PT. Unilever Indonesia pada bulan September 2018. Data aktual yang digunakan sebagai masukan adalah data hasil peramalan *close price* pada bulan sebelumnya. Data aktual variabel bebas berasal dari peramalan *moving average* (MA) untuk setiap variabelnya dengan periode peramalan adalah 20. Peramalan untuk masa mendatang ini akan membandingkan hasil dari hasil peramalan menggunakan SVR dan MA. Adapun grafik hasil peramalan masa mendatang ditunjukkan pada Gambar 6.29 dan Gambar 6.30.



**Gambar 6. 24 Hasil peramalan dengan SVR**

Pada Gambar 6.24 ini sumbu Y merupakan data *close* dan X merupakan data variabel. Grafik tersebut merupakan grafik hasil peramalan masa mendatang menggunakan model SVR terbaik. Hasil peramalan dengan menggunakan model SVR ini sangat baik. Hal ini terlihat dari hasil peramalan yaitu garis merah yang sangat mengikuti data aktual yaitu titik hitam.



**Gambar 6. 25 Hasil peramalan dengan MA**

Pada Gambar 6.25 ini sumbu Y merupakan data *Close* dan sumbu X merupakan periode. Pada peramalan MA ini hasil peramalan cukup bagus dengan hasil peramalan yaitu garis oranye yang mengikuti data aktual yaitu garis biru.

Hasil peramalan dengan menggunakan model SVR memiliki MAPE sebesar 0,00237% sedangkan hasil peramalan pada MA memiliki MAPE sebesar 2,3% . Kedua metode ini cocok digunakan untuk meramalkan data harga saham PT. Unilever Indonesia karena memiliki MAPE kurang dari 10%. Peramalan menggunakan SVR dapat melibatkan beberapa variabel bebas yang mungkin berpengaruh terdapat hasil peramalan, sedangkan pada MA, hasil peramalan hanya untuk meramalkan satu variabel terikat saja tanpa ada pengaruh dari beberapa variabel bebas. Selain itu, dilihat dari hasil peramalan keduanya, dapat diketahui bahwa peramalan dengan model SVR lebih tepat dibandingkan dengan MA. Adapun detail data hasil peramalan akan dilampirkan pada LAMPIRAN C.



## BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini akan berisi mengenai kesimpulan dari semua proses yang telah dilakukan pada tugas akhir ini dan saran yang diberikan untuk pengembangan yang lebih baik.

### 7.1 Kesimpulan

Kesimpulan berdasarkan pengerjaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Peramalan menggunakan *Support Vector Regression* (SVR) dengan *Fruit Fly Optimization Algorithm* (FOA) sebagai pencarian parameter optimal dapat meramalkan data harga saham dengan hasil yang baik.
2. Parameter model SVR yang memiliki dampak paling besar terhadap hasil peramalan adalah  $C$  dan  $\gamma$ .
3. Masukkan parameter untuk model SVR sangat mempengaruhi hasil peramalan SVR yang dibuktikan dengan masukan parameter acak dan parameter penelitian sebelumnya yang tidak optimal sehingga menghasilkan hasil peramalan yang kurang baik, sedangkan apabila menggunakan parameter optimal sebagai masukan model SVR maka hasil peramalan sangat baik.
4. Model SVR dengan MAPE terbaik pada peramalan harga saham diambil dari peramalan data *testing* yaitu dengan MAPE sebesar 0,0021%.
5. Model SVR yang terbaik dapat diterapkan untuk meramalkan data harga saham lain karena dapat memberikan hasil peramalan yang baik dengan nilai MAPE sebesar 0,0656%.
6. Pada peramalan harga saham PT. Unilever Indonesia dan PT. Kalbe Farma Tbk memiliki hasil peramalan dengan akurasi lebih baik apabila menggunakan

variabel bebas *open*, *high*, *low*, *volume* dan *exchange rate* dalam peramalannya.

7. Pada data harga saham yang diramalkan yaitu PT. Unilever Indonesia, variabel bebas yang paling berpengaruh terhadap peramalan adalah data *high* dan *low* dimana memiliki MAPE paling baik diantara peramalan dengan variabel bebas yang lainnya.
8. Pada data harga saham PT. Kalbe Farma Tbk untuk uji kehandalan model SVR data PT. Unilever Indonesia memiliki perbedaan pengaruh variabel bebas terhadap hasil peramalan. Peramalan terhadap data saham PT. Kalbe Farma Tbk lebih dipengaruhi dengan variabel bebas *volume* dengan MAPE sebesar 0,3835%.
9. Peramalan harga saham dengan model SVR dapat memberikan hasil peramalan dengan akurasi lebih baik dibandingkan peramalan dengan MA.

## 7.2 Saran

Berdasarkan penelitian tugas akhir yang telah dilakukan ini, adapun beberapa saran yang dapat diberikan sebagai perbaikan penelitian ke depan adalah sebagai berikut.

1. Parameter SVR untuk mendapatkan hasil perkalian pada pencarian *smell concentration* di FOA perlu dilakukan percobaan *trial and error* peramalan untuk mengetahui pengaruh setiap parameter SVR dan nilainya.
2. Pola data saham antara satu dengan yang lain memiliki perbedaan, sehingga untuk mengetahui kehandalan model dapat mencoba beberapa data harga saham lain dengan pola yang memiliki perbedaan signifikan antara satu dengan yang lainnya.
3. Peramalan *non – linear* dengan SVR memiliki fungsi lain selain *radial basis function kernel*, yaitu *polynomial kernel* yang dapat digunakan untuk membandingkan model peramalan terbaik dengan SVR.

4. Hasil uji korelasi untuk mengetahui hubungan antara masing – masing variabel bebas terhadap variabel terikat tidak semuanya sesuai dengan hasil peramalan yang dilakukan dengan Model SVR.

*(Halaman sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. H. B. S. R. K. Farhad Soloimanian Gharehchopogh, "A Linear Regression Approach to Prediction of Stock Market Trading Volume : A Studi Case," *International Journal of Managing Value and Supply Chain*, vol. 4, no. 3, pp. 25 - 31, 2012.
- [2] P. R. S. U. S. Pooja Kewat, "Support Vector Machines Through Financia Time Series Forecasting," dalam *International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology*, 2007.
- [3] T.-S. L. C.-C. C. Chi-Jie Lu, "Financial Time Series Forecasting Using Independent Component Analysis and Support Vector Regression," *Decision Support Systems*, vol. 47, pp. 115 - 125, 2009.
- [4] Y. Y. J. YANG YUJUN, "Research on Financial Time Series Forecasting Based on SVM," 978-1-5090-6126-6/16/, pp. 346 - 349, 2016.
- [5] R. I. R. Phayung Meesad, "Predicting Stock Market Price Using Support Vector Regression," 978-1-4799-0400-6/13/\$31.00 ©2013 IEEE, 2013.
- [6] J. N. L. Lucas K. C. Lai, "Stock Forecasting Using Support Vector Machine," dalam *Proceedings of the Ninth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Qingdao, 2010.
- [7] S. H. C. S. Y. L. X. Y. Y. B. YANHUI GUO, "An Adaptive SVR for High-Frequency Stock Price Forecasting," vol. 6, pp. 11397 - 11404, 2018.
- [8] R. S. d. R. L. Murtiyanto Santoso, "Indonesian Stock Prediction using Support Vector Machine (SVM)," dalam *MATEC Web of Conferences 164*, 2018.
- [9] J. A. S. d. W. E. Robert, "Intraday Price Change and Trading Volume Relations in the Stock and Stock Option Markets," *The Journal of Finance*, vol. 45, no. 1, 1990.

- [10] M. F. Mohamed Asmy and Wisam Rohilina and Aris Hassama, "Effects of Macroeconomic Variables on Stock Prices in Malaysia: An Approach of Error Correction Model," *MPRA Paper No. 20970*, 2009.
- [11] D. R. M. Gor, *Industrial Statistic and Operational Management*, Dehli, 2009.
- [12] T. S. L. C.-C. C. Chi-Jie Lu, "Financial time series forecasting using independent component analysis and support vector regression," *Decision Support Systems*, vol. 47, pp. 115 - 125, 2009.
- [13] L. W. Guohua Cao, "Support Vector Regression with Fruit Fly Optimization Algorithm for Seasonal Electricity Consumption Forecasting," *Energy*, pp. 734 - 745, 2016.
- [14] S. Z. L. X. G. W. Xianxian Hou, "Stock Price Prediction based on Grey Relational Analysis and Support Vector Regression," *978-1-5386-1243-9/18/\$31.00*, pp. 2509 - 2513, 2018.
- [15] W. T. Pan, "A New Fruit Fly Optimization Algorithm: Taking The Financial Distress Model As An Example," *Knowledge-Based System*, no. 26, pp. 68 - 74, 2012.
- [16] I. V. G. A. A. K. H. H. Wenlong Yi, "An Intelligent Algorithm of Support Vector Regression Parameters Optimization in Soft Measurements," *978-1-4673-8919-8/16/\$31.00*, pp. 404 - 406, 2016.
- [17] A. B. K. Rob J. Hyndman, "Another Look at Measures of Forecast Accuracy," *International Journal of Forecasting*, vol. 22, no. 4, pp. 679 - 688, 2006.
- [18] A. B. N. L. S. A. P. T. A. J. a. V. A. K. Maxim Vladimirovich Shcherbakov, "A Survey of Forecast Error Measures," *World Applied Sciences Journal*, vol. 24, pp. 171 - 176, 2013.
- [19] W. A. R. T. Amira Herwindyani Hutasuht, "Pembuatan Aplikasi Pendukung Keputusan untuk Peramalan Persediaan Bahan Baku Produksi Plastik Blowing dan Inject Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive

Integrated Moving Average) di CV. Asia,” *Jurnal Teknik Pomits*, vol. 1, no. 1, pp. 1 - 6, 2014.

- [20] A. S. L. L. Ranga Pradeka, “Uji Koefisien Korelasi Spearman dan Kendall Menggunakan Metode Bootstrap (Studi Kasus: Beberapa Kurs Mata Uang Asing Terhadap Rupiah),” dalam *Prosiding Seminar Nasional Matematika*, Surakarta, 2012.
- [21] V. W. Sujarweni, *SPSS untuk Penelitian*, Yogyakarta: Pustaka Baru Pers, 2014.





## BIODATA PENULIS



Penulis lahir di Nganjuk pada tanggal 8 Maret 1998, dengan nama Elsa Siffana Hedianti. Penulis merupakan anak pertama dari dua bersaudara. Penulis telah menamatkan pendidikan di SD Negeri 4 Waung, SMP Negeri 1 Kertosono, SMA Negeri 2 Nganjuk, dan melanjutkan Pendidikan di perguruan tinggi negeri Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi pada Program Studi Sistem Informasi.

Selama masa perkuliahan, penulis bergabung dalam organisasi kemahasiswaan, yaitu Himpunan Mahasiswa Sistem Informasi selama dua periode yaitu 2016 – 2017 dan 2017 – 2018. Selama bergabung dalam organisasi tersebut, penulis menjadi Staf Departemen Pengembangan Sumber Daya Mahasiswa periode kepengurusan 2016 – 2017 dan menjadi Sekretaris Departemen Pengembangan Sumber Daya Mahasiswa pada periode kepengurusan 2017 – 2018. Penulis juga aktif bergabung dalam Pemandu LKMM ITS pada periode 2016 – 2018 dan menjadi Pemandu LKMM TM ITS 2019. Penulis juga aktif dalam kepanitiaan sebagai Staf Publikasi dan Roadshow Information Systems Expo 2016 dan Staf Ahli Acara Information Systems Expo 2017.

Penulis mengambil bidang minat Rekayasa Data dan Intelegensi Bisnis (RDIB) di Departemen Sistem Informasi ITS. Penulis dapat dihubungi melalui email [elsasiffana@gmail.com](mailto:elsasiffana@gmail.com).

*(Halaman sengaja dikosongkan)*

## **LAMPIRAN A. DATA AKTUAL**

Adapun seluruh data aktual yang digunakan untuk peramalan terlampir pada *link* <http://bit.ly/DataAktualPeramalan> .

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **LAMPIRAN B. HASIL TUNING PARAMETER**

Adapun seluruh hasil *tuning parameter* akan dilampirkan pada link <http://bit.ly/HasilTuningParameter> .

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

### **LAMPIRAN C. HASIL PERAMALAN**

Adapun seluruh data hasil peramalan akan dilampirkan pada *link* [bit.ly/HasilPeramalanSaham](https://bit.ly/HasilPeramalanSaham) .

